

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет менеджменту та маркетингу

Кафедра економічної кібернетики

ДО ЗАХИСТУ ДОПУЩЕНО

Завідувач кафедри

_____ Катерина БОЯРИНОВА

«____» червня 2026 р.

ДИПЛОМНА РОБОТА

**на здобуття ступеня бакалавра
за освітньо–професійною програмою
«Економічна аналітика»
спеціальності 051 «Економіка»**

**на тему: «Прогнозування попиту в економіко-аналітичному обґрунтуванні
підвищення прибутковості підприємства»**

Виконала:

студентка IV курсу, групи УА–21

БОРОДІНА Юлія Романівна

Керівник:

доцент кафедри економічної кібернетики, к.ф.-м.н., доц.

ФАРТУШНИЙ Іван Дмитрович

Рецензент:

декан факультету менеджменту та маркетингу, д.е.н., проф.

КРАВЧЕНКО Марина Олегівна

Засвідчую, що у цій дипломній роботі немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних посилань

Студентка _____

Київ – 2026

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет менеджменту та маркетингу

Кафедра економічної кібернетики

Рівень вищої освіти - перший (бакалаврський)

Спеціальність - 051 Економіка

Освітньо-професійна програма «Економічна аналітика»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Катерина БОЯРИНОВА

«06» лютого 2026 р.

**ЗАВДАННЯ
НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ СТУДЕНТЦІ
БОРОДІНІЙ Юлії Романівні**

- 1. Тема роботи:** «Прогнозування попиту в економіко-аналітичному обґрунтуванні підвищення прибутковості підприємства», керівник роботи **Фартушний Іван Дмитрович**, к.ф.-м.н., доц., затверджені наказом по університету від 29.05.2026 р № 2003-с.
- 2. Термін подання студентом роботи** 08.06.2026 р.
- 3. Вихідні дані до роботи:** Вихідними даними є науково-аналітичні матеріали з питань предиктивної логістики в FMCG-секторі, фінансова звітність ТОВ «Хенкель Україна», в тому числі з онлайн-системи «YouControl», а також масиви внутрішніх транзакційних показників щодо щотижневих відвантажень, залишків і комерційних умов, вивантажені з корпоративної ERP-системи SAP.

4. Зміст дипломної роботи (перелік завдань, які потрібно розробити):

а) теоретична частина:

- розкрити сутність та особливості управління запасами в FMCG-секторі;
- дослідити інструментарій економічної аналітики логістичних процесів та прогнозування попиту;

б) аналітична частина:

- провести економічний аналіз діяльності підприємства та діагностику його логістичної системи;
- здійснити економетричний аналіз волатильності попиту та дослідити стаціонарність часових рядів;
- провести регресійне моделювання та економічне оцінювання значущості факторів впливу на замовлення;

в) рекомендаційна частина:

- провести економіко-математичне моделювання обґрунтування прийняття рішень щодо оптимізації розміру запасу;
- розробити комплекс заходів щодо алгоритмізації ланцюгів постачань, заходи з їх реалізації та ефективність та оцінити їх економічну ефективність.

5. Перелік ілюстративного матеріалу:

1. Економічна аналітика бази дослідження ТОВ «Хенкель Україна».
2. Діагностична аналітика: ідентифікація логістичної субоптимізації.
3. Математичний апарат предиктивної аналітики.
4. Оптимізація резервного капіталу.
5. Фінансова аналітика та монетизація інновацій.
6. Економіко-математична адаптація моделі EOQ до інфраструктурних обмежень.
7. Алгоритмізація динамічної точки замовлення.
8. Диференційована логістична стратегія на базі матриці ABC-XYZ.
9. Сценарне моделювання цінової еластичності.

6. Дата видачі завдання: «05» лютого 2026 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів виконання дипломної роботи	Термін виконання етапів дипломної роботи	Примітка
1.	Збір необхідної інформації теоретичного, методичного та практичного змісту, вивчення та аналіз літературних джерел щодо управління ланцюгами постачань, методів прогнозування попиту в FMCG-секторі та сучасних інструментів предиктивної аналітики	06.02.2026 - 22.02.2026	
2.	Розгляд теоретичних основ та методичних засад економічної аналітики управління ланцюгами постачань і прогнозування попиту	23.02.2026 - 22.03.2026	
3.	Вибір підприємства, установи для дослідження та постановка спеціалізованих завдань	23.03.2026 - 01.04.2026	
4.	Економічний аналіз діяльності підприємства та діагностика його логістичної системи	02.04.2026 - 10.04.2026	
5.	Економетричний аналіз волатильності попиту та дослідження стаціонарності часових рядів	11.04.2026 - 20.04.2026	
6.	Регресійне моделювання та економічне оцінювання значущості факторів впливу на замовлення	21.04.2026 - 03.05.2026	
7.	Економіко-математичне моделювання обґрунтування прийняття рішень щодо оптимізації розміру запасу	04.05.2026 - 14.05.2026	
8.	Розробка заходів щодо алгоритмізації ланцюгів постачань, заходи з їх реалізації та ефективність	15.05.2026 - 24.05.2026	
9.	Оформлення дипломної роботи першого (бакалаврського) рівня вищої освіти	25.05.2026 - 01.06.2026	

Студентка

Юлія БОРОДІНА

Керівник роботи

Іван ФАРТУШНИЙ

РЕФЕРАТ

Дипломна робота на тему: «Прогнозування попиту в економіко-аналітичному обґрунтуванні підвищення прибутковості підприємства» містить 103 сторінки, 10 таблиць, 4 рисунки, 4 додатки. Список використаних джерел нараховує 38 найменувань.

Метою роботи є розгляд теоретико-методичних положень, економіко-аналітичне обґрунтування та розробка практичних рекомендацій щодо підвищення прибутковості ТОВ «Хенкель Україна» на основі впровадження предиктивних моделей прогнозування попиту.

Об'єкт дослідження – процеси підвищення прибутковості підприємства.

Предмет дослідження – теоретичні, методичні та практичні інструменти прогнозування попиту в системі економіко-аналітичного обґрунтування підвищення прибутковості підприємства.

Методи дослідження. Для узагальнення теоретичних засад використано методи логічного узагальнення; для діагностики діяльності – метод SWOT-аналізу та фінансові коефіцієнти; для аналізу волатильності – тест Дікі-Фуллера та XYZ-аналіз; для прогнозування – SARIMAX, градієнтний бустинг, метод множників Лагранжа.

Результати роботи. Запропоновано перехід до нелінійного прогнозування попиту, що дозволило зменшити помилку RMSE на 88,94%. Розроблено проєкт динамічної точки замовлення, що забезпечує вивільнення 27 млн грн обігового капіталу. Економічну ефективність підтверджено показником ROI 211,47%.

Рекомендації щодо використання результатів роботи: Результати виконання дипломної роботи можуть бути використані підприємствами FMCG-сектору для впровадження гібридних моделей прогнозування попиту на базі градієнтного бустингу та методології динамічної точки замовлення, що сприяє мінімізації надлишкових запасів та оптимізації управління оборотним капіталом.

Ключові слова: управління запасами, предиктивна аналітика, машинне навчання, ефект батога, ТОВ «Хенкель Україна», градієнтний бустинг.

ABSTRACT

The thesis of the first (bachelor's) degree of higher education on the topic: «Demand Forecasting in the Economic and Analytical Substantiation of Increasing Enterprise Profitability» contains 103 pages, 10 tables, 4 figures, 4 appendices. The list of references includes 38 items.

The purpose of the work is to review the theoretical and methodological foundations, provide an economic and analytical justification, and develop practical recommendations for increasing the profitability of Henkel Ukraine LLC through the implementation of predictive demand forecasting models.

The object of the work is the processes of increasing the profitability of the enterprise.

The subject of the work is the theoretical, methodological, and practical approaches to demand forecasting used to improve enterprise profitability.

Research methods. The study employs methods of logical generalization for theoretical analysis, financial ratio analysis and SWOT analysis for diagnostic evaluation, the Dickey-Fuller test and XYZ-analysis for assessing demand volatility, and advanced mathematical modeling, including SARIMAX and gradient boosting (XGBoost) for predictive forecasting.

The results of the work are practical recommendations for the implementation of hybrid demand forecasting models based on gradient boosting and dynamic reorder point methodology. These findings demonstrate a significant reduction in forecast error and provide a mathematically grounded approach to optimizing inventory levels and mitigating the bullwhip effect.

Recommendations for the use of work results. The study's findings can be applied by FMCG firms to implement hybrid demand forecasting and dynamic inventory control, which optimizes working capital, lowers logistics costs, and enhances business resilience in volatile markets.

Keywords: *supply chain management, predictive analytics, machine learning, bullwhip effect, Henkel Ukraine, gradient boosting.*

ЗМІСТ

ВСТУП	8
1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ ТА МЕТОДИЧНІ ЗАСАДИ ЙОГО ЕКОНОМІЧНОЇ АНАЛІТИКИ	12
1.1 Сутність та особливості управління запасами в FMCG-секторі	12
1.2 Інструментарій економічної аналітики логістичних процесів та прогнозування попиту	20
Висновки до першого розділу.....	30
2 АНАЛІТИКА СТАНУ ТА ТЕНДЕНЦІЙ УПРАВЛІННЯ ЛАНЦЮГАМИ ПОСТАЧАНЬ ТОВ «ХЕНКЕЛЬ УКРАЇНА»	33
2.1 Економічний аналіз діяльності підприємства та діагностика його логістичної системи.....	33
2.2 Економетричний аналіз волатильності попиту та дослідження стаціонарності часових рядів	42
2.3 Регресійне моделювання та економічне оцінювання значущості факторів впливу на замовлення.....	53
Висновки до другого розділу	61
3 ЕКОНОМІКО-АНАЛІТИЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ ЗАХОДІВ ЩОДО ПІДВИЩЕННЯ ПРИБУТКОВОСТІ ТОВ «ХЕНКЕЛЬ УКРАЇНА» НА ОСНОВІ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ	63
3.1 Економіко-математичне моделювання рішень щодо оптимізації розміру запасу для максимізації прибутку.....	63
3.2 Розробка заходів щодо алгоритмізації прогнозування попиту та оцінка їх впливу на прибутковість підприємства	73
Висновки до третього розділу	82
ВИСНОВКИ	85
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	87
ДОДАТКИ.....	92

ВСТУП

Актуальність теми роботи. Ринок товарів повсякденного попиту характеризується значною нестабільністю через мінливі запити споживачів, зростання логістичних витрат та високий рівень конкуренції. В умовах нестабільності традиційні лінійні методи управління запасами виявляються неефективними, оскільки вони не здатні впоратися з ефектом батога та інформаційною асиметрією, які генеруються агресивними трейд-маркетинговими комунікаціями. Заморожування обігового капіталу в надлишкових страхових запасах або, навпаки, виникнення дефіциту під час акційних піків призводить до критичних фінансових та репутаційних втрат підприємств. Це зумовлює нагальну практичну потребу в переході від описової аналітики до використання нелінійних методів предиктивного моделювання та штучного інтелекту для прийняття логістичних рішень. Питання оптимізації управління запасами, дослідження природи ефекту батога та впровадження інноваційних логістичних концепцій ЗКП та DDMRP активно досліджували як українську, так і зарубіжні науковці, зокрема Майборода О.Є., Яновський Д.В., Головань О.О., Вареник В., Деміркан М.Л., ван Стрієн Д., Фернандес Н.О. та Ставропулос А.-С. Водночас проблематику подолання інформаційної асиметрії, ціноутворення та застосування алгоритмів машинного навчання для предиктивної аналітики розглядають Фартушний І.Д., Мазуренко М.С., Кравченко М. та Кулик А.

Зв'язок з науковими програмами та планами кафедри. Дослідження виконано в межах наукових інтересів кафедри щодо оптимізації процесів «Індустрії 4.0». Частину роботи, присвячену розробці гібридних систем прогнозування збуту для FMCG-сектору, представлено на VII Міжнародній конференції «Бізнес, інновації, менеджмент: проблеми та перспективи» в межах секції «Проектна та інноваційна діяльність у сучасній системі управління бізнесом».

Мета дипломної роботи. Метою дипломної роботи є узагальнення теоретико-методичних засад предиктивної аналітики, проведення економіко-аналітичного обґрунтування та розробка практичних рекомендацій щодо підвищення прибутковості ТОВ «Хенкель Україна» на основі впровадження моделей машинного навчання для прогнозування попиту з доведенням їх економічної ефективності.

Відповідно до поставленої мети було вирішено такі завдання:

- розкрити сутність управління запасами та його вплив на фінансові результати підприємств у FMCG-секторі;
- дослідити інструментарій економічної аналітики та прогнозування попиту в системі управління прибутковістю;
- провести економічний аналіз діяльності підприємства та діагностику впливу логістичних процесів на його прибутковість;
- здійснити економетричний аналіз волатильності попиту та дослідити стаціонарність часових рядів;
- провести регресійне моделювання та оцінити значущість факторів впливу на формування обсягів замовлень;
- здійснити економіко-математичне моделювання рішень щодо оптимізації розміру запасу для максимізації прибутку;
- розробити комплекс заходів з алгоритмізації прогнозування попиту та оцінити їхній вплив на підвищення прибутковості підприємства.

Об’єктом дослідження є процеси підвищення прибутковості підприємства в умовах волатильного ринкового середовища.

Предметом дослідження є теоретичні, методичні та практичні інструменти прогнозування попиту в системі економіко-аналітичного обґрунтування підвищення прибутковості підприємства.

База досліджень: підприємство сектору FMCG ТОВ «Хенкель Україна».

Методи дослідження. Для узагальнення та обґрунтування теоретико-методичних засад економічної аналітики було використано методи індукції, дедукції та логічних узагальнень. Фінансовий аналіз та метод SWOT-аналізу використано для діагностики операційної діяльності підприємства; апарат описової статистики, тест Дікі-Фуллера та XYZ-аналіз застосовано для діагностики попиту й оцінки волатильності; стохастичне моделювання SARIMAX та алгоритми машинного навчання застосовано для прогнозування та причинно-наслідкової аналітики; метод множників Лагранжа і класичну модель Вілсона використано для математичної оптимізації запасів за інфраструктурних обмежень. Для розрахунків, моделювання та візуалізації економічних даних використано мову програмування Python і MS Excel.

Результати дипломної роботи. За результатами дослідження математично доведено, що точне прогнозування попиту є головним чинником зростання прибутковості підприємства. Розроблено архітектуру впровадження динамічної точки замовлення на базі ансамблевих алгоритмів машинного навчання, що знижує похибку прогнозування на 88,94%. Практична значущість полягає в доведенні того, що запропоновані рішення дозволяють скоротити надлишкові запаси на 67 305 одиниць, вивільнити 27 млн грн обігового капіталу та згенерувати понад 3,7 млн грн додаткового щорічного прибутку з рівнем рентабельності інвестицій 211,47%, що максимізує фінансові результати ТОВ «Хенкель Україна».

Рекомендації щодо використання результатів роботи: Результати виконання дипломної роботи можуть бути використані підприємствами FMCG-сектору та великими B2B-дистриб'юторами для оптимізації ланцюгів постачань та усунення ефекту батога в умовах високої волатильності попиту. Запропонований аналітичний інструментарій, зокрема алгоритми машинного навчання та адаптовану модель багатономенклатурної оптимізації за Лагранжем, доцільно застосовувати для предиктивного розрахунку потреб складу під час агресивних промо-кампаній. Впровадження обґрунтованих економічних рішень, як-от алгоритмізація динамічної точки замовлення та матрична диференціація асортименту, дозволить бізнесу

безпечно скоротити страхові резерви, вивільнити обіговий капітал та суттєво підвищити рентабельність активів. Розроблена архітектура інтеграції предиктивних моделей з корпоративними ERP-системами може слугувати універсальним шаблоном для цифровізації суміжних бізнес-процесів. Практичне застосування запропонованої системи раннього попередження дозволить підприємствам мінімізувати втрати від логістичних форс-мажорів та гарантовано уникати штрафних санкцій за недотримання показників рівня сервісу. Запропоновані заходи також формують надійне підґрунтя для переходу компаній до data-driven культури, ефективно усуваючи комунікаційні розриви між комерційними та логістичними підрозділами. У стратегічному вимірі реалізація цих рекомендацій не лише зміцнює фінансову стійкість, але й сприяє досягненню глобальних цілей сталого розвитку за рахунок раціонального використання складських ресурсів та зменшення обсягів неліквідної продукції.

Апробація та висвітлення результатів роботи.

Виступ на конференції з публікацією тез доповіді: Бородіна Ю. Р., Коваленко Б. О., Фартушний І. Д. Інноваційні підходи до прогнозування збуту: інтеграція класичної економетрики та алгоритмів машинного навчання в FMCG-секторі. *Трансформація економічних процесів у сучасних умовах* : зб. тез доп. І Міжнар. наук.-практ. конф., м. Київ, 25 травня 2026 р. / відпов. за випуск І. С. Лазаренко. Київ, 2026. С. 160-161. URL: <https://confmanagement-proc.kpi.ua/article/view/361251>

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ ТА МЕТОДИЧНІ ЗАСАДИ ЙОГО ЕКОНОМІЧНОЇ АНАЛІТИКИ

1.1 Сутність та особливості управління запасами в FMCG-секторі

Сучасний ринок товарів повсякденного попиту (Fast-Moving Consumer Goods, FMCG) функціонує в умовах надзвичайно високої турбулентності, що зумовлено мінливістю споживчих уподобань, зростанням логістичних витрат та посиленням конкурентної боротьби. Ефективність управління ланцюгами постачань у цьому секторі безпосередньо впливає на кінцеві фінансові результати компаній, оскільки значна частина операційних витрат пов'язана саме з логістичними процесами та зберіганням запасів.

Сектор FMCG характеризується унікальними властивостями, які роблять управління запасами вкрай складним аналітичним завданням. До таких властивостей належать висока швидкість оборотності товарних позицій, порівняно низька маржинальність кожної окремої одиниці продукції, висока залежність від термінів придатності та величезна кількість номенклатурних позицій. Крім того, сучасні компанії стикаються з викликами цифрової трансформації: розвитком мультиканальної торгівлі, електронної комерції та зростанням вимог до швидкості виконання замовлень.

В умовах глобальних криз, таких як пандемії або військові дії, ланцюги постачань стикаються зі значним та непередбачуваним зростанням ненадійності виконання замовлень. Порушення в русі матеріальних та інформаційних потоків призводить до того, що логістичні системи не можуть досягти своєї основної мети – своєчасного та повного задоволення потреб клієнтів за мінімальних витрат. Зокрема, український ринок відчуває на собі вплив зміни логістичних маршрутів, закриття традиційних шляхів доставки та загального підвищення вартості транспортування. Усе це вимагає від підприємств переходу від реактивних до проактивних методів

управління. Крім того, сучасні геополітичні конфлікти та енергетичні шоки виступають ключовими детермінантами вразливості, вимагаючи від міжнародних компаній термінового переходу до парадигми стійкості та ризик-орієнтованого управління ланцюгами постачань [1].

Однією з найбільших проблем управління запасами в ланцюгах постачань FMCG є виникнення та масштабування ефекту батога. Суть цього явища полягає в тому, що навіть незначні та цілком природні коливання попиту на рівні кінцевого споживача трансформуються у гігантські, хаотичні стрибки замовлень під час їхнього просування вгору по ланцюгу постачань – до дистриб'юторів, виробників та постачальників сировини.

Дослідники виділяють кілька фундаментальних причин виникнення ефекту батога:

- інформаційна асиметрія та відсутність прозорості: кожна ланка ланцюга постачань оптимізує свої запаси локально, спираючись лише на замовлення безпосереднього сусіда, а не на реальні продажі з касових апаратів. Наочним прикладом є результати імітаційного моделювання «BEER GAME», які доводять, що через затримку інформаційного потоку лише на один тиждень виробник несе у 20 разів більше витрат, ніж ритейлер, реагуючи на той самий попит [2];
- цінове стимулювання та промо-акції: агресивні маркетингові заходи, такі як знижки для B2B-партнерів, змушують останніх формувати форвардні закупівлі. Мережі закупають товар про запас за акційною ціною, що створює штучний пік відвантажень, за яким неминуче слідує «пост-промо яма» з нульовими замовленнями [2][3];
- пакетування замовлень: намагаючись зекономити на транспортних витратах, компанії накопичують замовлення до повного завантаження вантажівки, що створює імпульсний, а не рівномірний попит [2].

Крім класичного ефекту батога, науковці ідентифікують низку суміжних дестабілізуючих явищ, які суттєво ускладнюють аналітику. До них належать ефект Форрестера (неефективність через системні затримки у передачі інформації), ефект Бербіджа (безпідставна зміна розмірів поставок), ефект Халлігана (відхилення від існуючого плану виробництва) та ефект просування (наслідок неявних цінових маніпуляцій) [2][4].

Протягом десятиліть фундаментальною основою для розрахунку оптимальних обсягів партій поставок залишалася класична формула Вілсона або модель EOQ (Economic Order Quantity). Проте сучасні прикладні дослідження переконливо доводять її неспроможність ефективно працювати в реаліях волатильного ринку. Класична модель EOQ базується на суворих допущеннях щодо незмінності закупівельних цін, фіксованих витрат на транспортування та абсолютної стабільності попиту.

Застосування математичного апарату, зокрема асимптотичних методів збурень, дозволило вченим довести, що в умовах інфляції та зростання логістичних витрат обсяг замовлення повинен динамічно змінюватися. Дослідження підтверджують, що зростання закупівельної ціни об'єктивно спричиняє зменшення оптимального розміру замовлення через пропорційне збільшення витрат на зберігання замороженого капіталу. Натомість зростання вартості доставки, наприклад через дефіцит транспорту чи паливні кризи, має зворотний ефект – воно стимулює підприємства штучно збільшувати обсяги закупівель для мінімізації частоти поставок. Ігнорування цих змінних параметрів у класичних моделях призводить до критичної субоптимізації загальних витрат підприємства [5].

Крім того, традиційні підходи до планування матеріальних потреб та формування страхових запасів часто не враховують жорстких інфраструктурних обмежень виробничих компаній. У реальному бізнесі підприємства стикаються з лімітами складських площ як для зберігання готової продукції, так і для сировини. Намагання підтримувати надзвичайно високий рівень клієнтського сервісу

призводить до експоненціального зростання потреби у страхових запасах, що у свою чергу, генерує величезні фінансові ризики, пов'язані з неминучим утворенням неліквідних залишків та списанням продукції через закінчення термінів придатності. Тому компаніям критично необхідні гнучкі інструменти, які б дозволяли знаходити математичний баланс між рівнем сервісу, складськими потужностями та ризиком псування товарів [6].

Відповіддю світової логістичної науки та практики на проблему ефекту батога та неефективність традиційного планування стало впровадження концепції спільного управління запасами – модель запасів, керованих постачальником (ЗКП, Vendor-Managed Inventory). У межах цієї парадигми відбувається кардинальна зміна логіки прийняття рішень: відповідальність за визначення часу та обсягу поповнення запасів переходить від покупця безпосередньо до постачальника. Це означає системний перехід від застарілої стратегії «виштовхування» до моделі «витягування» [3][6].

Переваги впровадження ЗКП-систем детально описані в науковій літературі:

1. Оптимізація рівнів запасів: постачальник, маючи доступ до реальних даних про залишки клієнта, ліквідує потребу в подвійному перестрахованні, що суттєво зменшує загальний обсяг замороженого капіталу в ланцюгу [3].
2. Згладжування виробничих циклів: володіючи інформацією про фактичне споживання, постачальник отримує можливість рівномірно планувати завантаження власних виробничих ліній та ефективніше формувати маршрути доставки [3][6].
3. Підвищення рівня сервісу: завдяки прямому доступу до інформації значно знижується ризик відсутності важливих товарів у моменти пікових навантажень [3][6].

Проте реалізація ЗКП вимагає подолання значних перешкод. Як свідчать дослідження мультиканальних мереж, наприклад досвід компаній «АТБ-Маркет», «METRO» та «Епіцентр К», успішність функціонування подібних систем жорстко залежить від рівня цифрової зрілості партнерів. Відсутність автоматизованих модулів контролю термінів придатності за принципом FEFO (First Expired, First Out) та

використання ручного введення даних генерують значні операційні втрати. Ефективна архітектура ЗКП потребує не просто обміну таблицями у форматі Excel, а побудови безшовних інформаційних систем, де інтегровані модулі аналітики, фінансового моделювання та контролю якості працюють як єдиний механізм.

Подальший аналіз специфіки управління запасами в секторі товарів повсякденного попиту вимагає детального розгляду впливу цифрової трансформації на операційну ефективність торговельних мереж та виробничих компаній. Сучасний етап розвитку світового ритейлу демонструє зростання значущості цифровізації та аналітики даних як ключових інструментів підвищення операційної ефективності. Конвергенція каналів збуту висуває надвисокі вимоги до швидкості та точності виконання логістичних операцій, оскільки кінцевий споживач очікує безперебійної доступності товарів незалежно від обраного способу покупки.

У цьому контексті цифрова зрілість підприємства стає не просто конкурентною перевагою, а фундаментальною умовою його виживання на ринку. Практичні дослідження доводять, що компанії з високим рівнем інтеграції інформаційних систем управління здатні мінімізувати операційні втрати навіть в умовах макроекономічної нестабільності. Ключовим інструментом такої оптимізації є впровадження наскрізних автоматизованих систем контролю, які охоплюють усі етапи руху товару від моменту його приймання на центральному розподільчому центрі до реалізації через касовий вузол. Окрім того, системна цифровізація фінансового менеджменту та інтеграція інструментів аналітики великих даних створюють основу для формування так званого «когнітивного підприємства», здатного швидко адаптуватися до ринкових змін [7][8].

Особливої актуальності питання жорсткого цифрового контролю набуває при управлінні запасами категорій свіжої продукції та товарів з коротким терміном придатності. Відсутність автоматизованого моніторингу термінів реалізації призводить до генерації величезних обсягів непродуктивних витрат через необхідність масового списання зіпсованої продукції. Практика доводить високу

ефективність застосування логістичного принципу пріоритетного відвантаження товарів за методом FEFO. Реалізація цього принципу на базі сучасних інформаційних систем дозволяє автоматично блокувати продаж простроченої продукції та превентивно генерувати сигнали про необхідність застосування знижок для стимулювання збуту товарів із критичними залишками терміну зберігання [7][6].

Додатковим фактором, що суттєво ускладнює оптимізацію запасів на сучасних підприємствах, є необхідність управління надзвичайно широким та динамічним асортиментним портфелем. Життєвий цикл товарів повсякденного попиту невинно скорочується, а компанії постійно виводять на ринок нові позиції, часто повністю замінюючи ними попередні аналоги.

Така екстремально висока частота оновлення номенклатури призводить до того, що підприємства фізично не встигають накопичити достатньо довгі ретроспективні часові ряди для коректного використання класичних методів статистичного прогнозування. Крім того, виведення з асортименту старих позицій без ідеального планування залишків неминуче генерує колосальні обсяги неліквідних запасів, які підлягають подальшому списанню та утилізації.

Вирішення цієї аналітичної проблеми лежить у площині застосування методів глибокої сегментації асортименту, де товари групуються за показниками середнього інтервалу попиту та квадрата коефіцієнта варіації. Цей підхід дозволяє екстраполювати моделі споживчої поведінки зі стабільних товарних груп на абсолютно нові продукти, забезпечуючи прийнятну точність предиктивної аналітики навіть в умовах гострого дефіциту історичних даних [6].

Оскільки класичні математичні моделі та інструменти лінійної екстраполяції виявилися нездатними ефективно адаптуватися до високої волатильності попиту в секторі товарів повсякденного попиту, сучасна наука пропонує безальтернативний перехід до методів штучного інтелекту. Як зазначається у попередніх дослідженнях автора, в умовах глобального переходу до інформаційної епохи Індустрії 4.0 класичне управління запасами потребує докорінної процесної трансформації.

Сучасне ринкове середовище стає дедалі хаотичнішим та нелінійним, тому використання виключно застарілих детермінованих моделей для планування логістики гальмує інноваційний розвиток підприємств і безпосередньо призводить до втрати їхньої фінансової стійкості [7][9].

Прогнозування замовлень у багаторівневих системах постачань є складною задачею прийняття рішень, яка вимагає одночасного аналізу десятків різнорідних факторів. На обсяг майбутнього замовлення впливають не лише історичні дані продажів, але й активність конкурентів, наявність та глибина промо-акцій, поточні залишки та загальна макроекономічна ситуація. Для обробки таких комплексних масивів даних найвищу ефективність демонструють гібридні архітектури машинного навчання.

При цьому найбільш дієвим підходом є розробка систем, які гармонійно поєднують надійність перевірених класичних економетричних моделей типу SARIMA для ідентифікації глобальних макротрендів та гнучкість алгоритмів машинного навчання, зокрема алгоритмів випадкового лісу та градієнтного бустингу, для глибокого аналізу нелінійних залишків та високочастотних імпульсних коливань попиту. Застосування такого гібриду дозволяє значно знизити метрики похибки прогнозування порівняно з ізольованим використанням класичних підходів [7].

Таке кардинальне зниження похибки дозволяє безпечно зменшити рівень надлишкових страхових запасів, радикально оптимізувати розподіл транспортних ресурсів та нівелювати негативний вплив людського фактора. Впровадження подібних рішень забезпечує надзвичайно високу стійкість ланцюгів постачань до різких ринкових шоків [10].

Проте будь-які операційні покращення логістики повинні мати чітке фінансове вираження, тому у контексті економічної аналітики управління запасами потребує глибокого розгляду через призму головних фінансових метрик. Головним індикатором ефективності логістичної системи виступає цикл конверсії грошових коштів, який використовується для оцінки управління оборотним капіталом бізнесу.

Показник вимірює часовий інтервал між придбанням сировини та отриманням платежів за реалізовану готову продукцію від клієнтів. Чим менше часу фінансові ресурси залишаються замороженими у вигляді надлишкових складських залишків, тим вищою є загальна маневреність підприємства. Відповідно, прискорення цього циклу за рахунок точного алгоритмічного прогнозування дозволяє вивільнити внутрішню ліквідність, яка може бути оперативно реінвестована у подальший розвиток бізнесу.

Ефективне управління ліквідністю відіграє ключову роль у забезпеченні стійкості фірм. Відповідно до теорії компромісу, підприємства шукають оптимальний баланс між витратами та вигодами від утримання ліквідних активів, оскільки надмірна ліквідність може свідчити про недовикористання ресурсів. З іншого боку, теорія ієрархії фінансування стверджує, що ефективне управління оборотним капіталом може відстрочити або зменшити потребу в зовнішньому капіталі. Оптимальний цикл конверсії підкреслює баланс між перевагами утримання достатніх запасів та витратами, пов'язаними з вищими інвестиціями в оборотний капітал [11].

Негативний цикл конверсії означає, що компанія збирає кошти від продажів до того, як їй потрібно розрахуватися з постачальниками. Такий сценарій мінімізує залежність від зовнішнього фінансування, підвищує ліквідність, а фірми з негативним циклом часто демонструють вищу прибутковість. Позитивний цикл вказує на те, що компанія витрачає більше часу на збір коштів, що призводить до збільшення витрат на фінансування. Для оцінки ефективності використання активів для генерації прибутку в логістиці найдоцільніше застосовувати показник рентабельності активів [11].

Зростання складності ланцюгів постачань зумовило появу новітньої логістичної методології планування матеріальних потреб на основі попиту. Ця методологія була спеціально розроблена для середовищ із високою волатильністю, невизначеністю, складністю та неоднозначністю. Вона інтегрує елементи

ощадливого виробництва, теорії обмежень та традиційних інструментів планування для створення моделі ланцюга постачань, керованої попитом. Цей підхід дозволяє скоротити час виконання поповнення запасів та покращити рівень обслуговування замовлень клієнтів в умовах високої мінливості [12].

Традиційні політики, такі як точка замовлення або модель мінімум-максимум, покладаються на фіксовані параметри та прогнози, що робить їх неефективними у високомінливих середовищах, де вони не здатні адекватно впоратися з волатильністю сигналів попиту та ефектом бичачого батога. Натомість управління на основі реального попиту замінює традиційне планування підходом на основі витягування, який використовує фактичні сигнали попиту для ініціювання поповнення [12].

Основним елементом є використання інвентарних буферів, які діють як точки розв'язки між етапами виробничого ланцюга. Вони дозволяють процесам працювати з більшою автономією, поглинаючи мінливість та сприяючи потоку матеріалів. Розмір цих буферів не є статичним, він динамічно коригується на основі фактичних умов і поділяється на зелену, жовту та червону зони. Червона зона містить страховий запас і слугує критичним рівнем захисту від мінливості попиту та пропозиції [12].

1.2 Інструментарій економічної аналітики логістичних процесів та прогнозування попиту

Комплексна економічна аналітика управління ланцюгами постачань потребує використання широкого спектра методичного інструментарію, який охоплює оцінку фінансового стану, діагностику волатильності, прогностичне моделювання та оптимізацію запасів.

Для оцінки здатності підприємства своєчасно розраховуватися за поточними зобов'язаннями використовується група коефіцієнтів ліквідності:

1. Коефіцієнт абсолютної ліквідності $K_{ал}$ розраховується як відношення найбільш ліквідних активів до поточних зобов'язань (формула 1.1):

$$K_{ал} = \frac{ГК}{ПЗ}, \quad (1.1)$$

де ГК – грошові кошти та їхні еквіваленти, грн. (ф.№1 р.(230+240));

ПЗ – поточні зобов'язання, грн. (ф.№1 р.620).

Оптимальне значення коефіцієнта абсолютної ліквідності становить 0,2-0,35, причому показник нижче 0,2 свідчить про ризик несвоєчасного погашення термінових зобов'язань [13].

2. Коефіцієнт швидкої ліквідності $K_{шл}$ включає до розрахунку поточні фінансові інвестиції та дебіторську заборгованість (формула 1.2):

$$K_{шл} = \frac{ГК + ПФІ + ДЗ}{ПЗ}, \quad (1.2)$$

де ГК – грошові кошти та їхні еквіваленти, грн. (ф.№1 р.(230+240));

ПФІ – поточні фінансові інвестиції, грн. (ф.№1 р.220);

ДЗ – дебіторська заборгованість, грн. (ф.№1 р.(150+160+170+180+190+200+210));

ПЗ – поточні зобов'язання, грн. (ф.№1 р.620).

Оптимальним є значення коефіцієнта, що перевищує одиницю [13].

3. Коефіцієнт поточної ліквідності $K_{пл}$ є найбільш комплексним індикатором, оскільки враховує всі оборотні активи, включаючи запаси продукції (формула 1.3):

$$K_{пл} = \frac{ГК + ПФІ + ДЗ + З}{ПЗ}, \quad (1.3)$$

де ГК – грошові кошти та їхні еквіваленти, грн. (ф.№1 р.(230+240));

ПФІ – поточні фінансові інвестиції, грн. (ф.№1 р.220);

ДЗ – дебіторська заборгованість, грн. (ф.№1 р.(150+160+170+180+190+200+210));

ПЗ – поточні зобов'язання, грн. (ф.№1 р.620);

З – вартість запасів, грн. (ф.№1 р.(100+120+130+140)).

Прийнятним вважається значення коефіцієнта, що перевищує 2 [13].

Оцінка економічної ефективності управління логістикою також потребує аналізу індикаторів рентабельності.

1. Рентабельність продажів (Return on Sales, ROS) розраховується як відношення чистого прибутку до чистого доходу від реалізації (формула 1.4). Вкрай важливо використовувати саме чисті показники, очищені від податків та трейд-маркетингових знижок, щоб побачити реальну ефективність основної діяльності.

$$ROS = \frac{\text{Чистий прибуток}}{\text{Чистий дохід від реалізації}} \times 100\%, \quad (1.4)$$

2. Показник рентабельності активів (Return on Assets, ROA) показує, наскільки ефективно підприємство використовує все своє майно для генерації прибутку. Цей показник відображає суму чистого прибутку, отриманого з кожної гривні, вкладеної в загальні активи компанії (формула 1.5):

$$ROA = \frac{\text{Чистий прибуток}}{\text{Середня вартість активів}} \times 100\%, \quad (1.5)$$

3. Рентабельність власного капіталу (Return on Equity, ROE) характеризує ефективність використання коштів, інвестованих безпосередньо засновниками підприємства. Показник демонструє рівень прибутковості на кожну гривню власного капіталу компанії і є ключовим індикатором загальної фінансової успішності бізнесу (формула 1.6). Формула розрахунку має такий вигляд:

$$ROE = \frac{\text{Чистий прибуток}}{\text{Власний капітал}} \times 100\%, \quad (1.6)$$

Для математичного доведення наявності ефекту батога та нестабільності замовлень застосовується апарат описової статистики, ключовим індикатором якого є коефіцієнт варіації CV , який показує частку усередненого відхилення від середньої величини (формула 1.7) [14]:

$$CV = \frac{\sigma}{\bar{X}} \times 100\%, \quad (1.7)$$

де σ – середньоквадратичне відхилення

$\bar{X}$ – середній арифметичний рівень відвантажень продукції за досліджуваний період

Вважається, що якщо $CV < 33\%$, сукупність вважається однорідною, а динаміка – стабільною і легко прогнозованою.

Для моделювання часових рядів із сезонністю та впливом екзогенних факторів використовується класична сезонна авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього з екзогенними регресорами – SARIMAX $(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$ (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Regressors).

Математично модель описується рівнянням (формула 1.8) [15]:

$$\phi_p(L)\Phi_P(L^s)(1-L)^d(1-L^s)^D y_t = \sum_{k=1}^K \beta_k X_{k,t} + \theta_q(L)\Theta_Q(L^s)\varepsilon_t + c, \quad (1.8)$$

де y_t – фактичне значення часового ряду, тобто обсяг відвантажень продукції у період часу t ;

L – оператор лагу, який визначає попередні значення ряду;

$\phi_p(L)$ – поліном авторегресійної складової порядку p , що описує вплив попередніх значень ряду на поточне;

$\Phi_P(L^s)$ – поліном сезонної авторегресійної складової порядку p ;

$(1-L)^d$ – оператор різниць порядку d , що застосовується для зведення нестационарного ряду до стаціонарного вигляду;

$(1-L^s)^D$ – оператор сезонних різниць порядку D ;

s – період сезонності;

$X_{k,t}$ – значення k -го екзогенного фактора, наприклад фіктивної змінної наявності прямого цінового стимулювання B2B-клієнтів у період часу t ;

β_k – коефіцієнт регресії, що відображає силу та напрямок впливу відповідного k -го екзогенного фактора на обсяг відвантажень;

$\theta_q(L)$ – поліном складової ковзного середнього порядку q , що описує вплив минулих помилок прогнозування;

$\Theta_Q(L^s)$ – поліном сезонної складової ковзного середнього порядку Q ;

ε_t – залишки моделі в період часу t (білий шум або випадкова неврахована похибка);

c – константа, що визначає базовий математичний зсув ряду або його детермінований лінійний тренд.

Хоча SARIMAX добре працює з лінійними залежностями, вплив знижок на продажі FMCG ринку часто має нелінійну природу, тому альтернативним підходом стане використання ансамблевих дерев рішень, зокрема алгоритму градієнтного бустингу XGBoost, що будує прогноз як суму прогнозів багатьох слабких дерев f_k .

Модель градієнтного бустингу подана формулою 1.9 [16, с.347], а модель випадкового лісу формулою 1.10 [16, с.341]:

$$\hat{f}(x) = \sum_{b=1}^B \lambda \hat{f}_b(x), \quad (1.9)$$

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{f}_b(x), \quad (1.10)$$

де x – вектор вхідних екзогенних змінних;

$\hat{f}(x)$ – підсумкове прогнозоване значення цільової змінної;

B – загальна кількість ітерацій алгоритму бустингу, що відповідає загальній кількості побудованих дерев в ансамблі;

b – індекс поточного дерева рішень;

λ – параметр стиснення або швидкість навчання, що контролює ваговий внесок кожного окремого дерева у загальний прогноз;

$\hat{f}_b$ – прогноз попиту, згенерований окремим b -м деревом рішень.

У класичних стохастичних рівняннях типу SARIMAX залишковий член традиційно трактується як випадковий білий шум або неврахована похибка, яка не піддається математичному моделюванню. Однак в умовах агресивного цінового стимулювання товарів сектору FMCG більша частина білого шуму насправді є цілком очікуваною реакцією оптових покупців на зміну комерційних умов, яку лінійний алгоритм просто не здатний розпізнати через обмеженість архітектури. Однак ансамблеві алгоритми градієнтного бустингу розглядають статистичні

залишки не як непереборну похибку, а як головне джерело інформації для послідовного навчання кожного наступного дерева рішень. Такий математичний підхід дозволяє перетворити хаотичний інформаційний шум на чітко структуровані причинно-наслідкові зв'язки, що гарантує радикальне підвищення точності предиктивної аналітики без необхідності ускладнення класичних економетричних рівнянь.

Критеріями якості економетричних моделей є середня абсолютна похибка у відсотках (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) та корінь із середньоквадратичної похибки (Root Mean Square Error, RMSE). MAPE покаже, на скільки відсотків у середньому модель помиляється відносно фактичних замовлень клієнтів (формула 1.11) [17], а RMSE жорстко «штрафує» модель за великі промахи, наприклад якщо модель не змогла передбачити величезний акційний пік (формула 1.12) [18].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \times 100\%, \quad (1.11)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}, \quad (1.12)$$

де n – кількість прогнозованих тижнів;

Y_i – фактичний обсяг відвантажень;

$\hat{Y}_i$ – спрогнозований моделлю обсяг відвантажень.

Вибір критеріїв якості економетричних моделей також потребує глибокого економічного обґрунтування, оскільки використання різних функцій втрат безпосередньо впливає на підсумкову архітектуру ланцюга постачань. Традиційно більшість підприємств спирається на метрику середньої абсолютної похибки у відсотках, яка дає загальне уявлення про середнє відхилення прогнозу від факту. Проте в умовах висококонкурентного ринку товарів повсякденного попиту використання виключно цього індикатора є методологічно небезпечним. Середня абсолютна похибка нівелює різницю між постійними дрібними відхиленнями

базового попиту та разовими катастрофічними помилками під час масштабних промо-акцій. Саме тому головним індикатором надійності логістичної системи виступає корінь із середньоквадратичної похибки. Завдяки математичному зведенню відхилень у квадрат ця функція втрат виконує роль жорсткого фінансового штрафу для алгоритму прогнозування за найменші спроби проігнорувати екстремальні амплітудні стрибки гуртових замовлень. Економічна суть цієї метрики ідеально корелює з реальними умовами комерційних контрактів торговельних мереж, де штрафні санкції за логістичний дефіцит під час акцій зростають експоненціально залежно від обсягу недопоставленої продукції. Таким чином мінімізація середньоквадратичної похибки гарантує не просто красивий статистичний графік, а реальний захист маржинального прибутку підприємства від комерційних стягнень та репутаційних втрат.

Сукупні витрати підприємства на управління запасами з допущенням планового дефіциту визначаються як функція (формула 1.13) [19, с.780]:

$$T = \frac{dK}{Q} + dc + \frac{hS^2}{2Q} + \frac{p(Q - S)^2}{2Q} \rightarrow \min, \quad (1.13)$$

де T – сукупні логістичні витрати підприємства за одиницю часу (тиждень), які підлягають мінімізації;

d – інтенсивність попиту на продукцію;

K – питомі витрати на організацію та доставку однієї партії замовлення від виробничих потужностей до центрального складу;

c – собівартість одиниці товару;

h – питомі витрати на утримання та зберігання одиниці надлишкового запасу на складі за одиницю часу, враховуючи оренду палетомісць, комунальні витрати та ризики псування;

p – альтернативні витрати підприємства через дефіцит одиниці товару за одиницю часу;

Q – розмір партії замовлення для поповнення складських залишків;

S – максимальний фізичний рівень запасу на складі, що фіксується одразу після надходження нової партії продукції Q .

Оскільки в реальних ринкових умовах логістична інфраструктура підприємства обмежена фізичною площею та місткістю центрального складу, дана модель повинна бути доповнена системою лінійних обмежень (формула 1.14):

$$\begin{cases} S \leq W_{max} \\ S \leq Q \\ Q \geq Q_{min} \\ S \geq 0 \end{cases} \quad (1.14)$$

де W_{max} – ліміт місткості складської зони зберігання продукції у фізичних одиницях або палетомісцях;

Q_{min} – мінімально допустимий розмір партії замовлення, що диктується транзитними та виробничими нормами.

Оптимальний розмір базової партії розраховується за формулою Вілсона (формула 1.15) [20]:

$$Q^* = \sqrt{\frac{2CR}{H}}, \quad (1.15)$$

де Q^* – оптимальний розмір замовлення;

C – витрати на розміщення замовлення;

R – щомісячний попит на продукцію;

H – місячні витрати на зберігання одиниці товару.

Математична постановка задачі зводиться до мінімізації функції сукупних витрат за умови дотримання ліміту складської площі (формула 1.16):

$$\sum_{i=1}^n w_i Q_i \leq W_{max}, \quad (1.16)$$

де Q_i – розмір замовлення для i -го виду продукту;

w_i – площа або кількість палетомісць, яку займає одиниця i -го продукту на складі;

W_{max} – ліміт місткості складської зони підприємства.

За наявності жорсткого обмеження складської площі застосовується метод множників Лагранжа з цільовою функцією (формула 1.17):

$$L(Q, \lambda) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{R_i C_i}{Q_i} + \frac{H_i Q_i}{2} \right) + \lambda \left(\sum_{i=1}^n w_i Q_i - W_{max} \right) \rightarrow \min, \quad (1.17)$$

де R_i – щомісячний попит на i -й продукт;

C_i – витрати розміщення замовлення для i -го продукту, що не залежать від величини замовлення;

H_i – місячні витрати на зберігання одиниці i -го товару;

λ – множник Лагранжа, тіньова ціна обмеження складської площі.

Після диференціювання формули 1.17 отримаємо модифіковану формулу оптимального розміру замовлення (формула 1.18):

$$Q^* = \sqrt{\frac{2R_i C_i}{H_i + 2\lambda w_i}}. \quad (1.18)$$

Обсяг резервного страхового запасу визначається за формулою (1.19):

$$SS = Z \times \sigma \times \sqrt{L}, \quad (1.19)$$

де Z – коефіцієнт нормального розподілу, що відповідає цільовому рівню сервісу. Враховуючи необхідність оптимізації оборотного капіталу підприємства, цільовий рівень наявності товару приймається на рівні 95%, що є галузевим стандартом і відповідає табличному значенню $Z = 1,64$ [21];

σ – стандартне відхилення похибки прогнозу, розрахована метрика RMSE;

L – тривалість логістичного плеча постачання від заводу-виробника до розподільчого центру підприємства.

Визначивши оптимальний обсяг замовлення та розмір страхового резерву, необхідно встановити часовий критерій для ініціації процесу поповнення складу. Для цього розраховується показник точки замовлення, який визначає той критичний рівень залишків товару, при досягненні якого облікова система повинна автоматично згенерувати нову заявку постачальнику (формула 1.20) [22]:

$$ROP = (d \cdot L) + SS, \quad (1.20)$$

де ROP – точка замовлення;

d – середньоденна інтенсивність споживання на продукцію;

L – час виконання замовлення у днях;

SS – страховий запас.

Для комплексної оцінки фінансових наслідків цінової політики в роботі синтезовано базову модель цінової еластичності [23] з моделлю маржинального аналізу прибутку. Виразивши зміну обсягу реалізації через коефіцієнт еластичності та підставивши її у функцію прибутку, отримаємо (формула 1.21):

$$\Delta GP = \left(Q_0 \cdot E \cdot \frac{\Delta P}{P_0} \right) \cdot CM_{unit}, \quad (1.21)$$

де ΔGP – очікувана зміна валового прибутку підприємства;

Q_0 – базовий обсяг реалізації продукції в натуральному вираженні до зміни ціни;

E – коефіцієнт цінової еластичності попиту на дану категорію товарів;

$\frac{\Delta P}{P_0}$ – відсоткова зміна кінцевої ціни;

CM_{unit} – маржинальний прибуток з однієї одиниці продукції.

Ефективність капітальних інвестицій у впровадження алгоритмів машинного навчання оцінюється через показник рентабельності інвестицій (формула 1.22) [24]:

$$ROI = \frac{OPEX_{save} + Profit_{alt} - CAPEX}{CAPEX} \times 100\%, \quad (1.22)$$

де $OPEX_{save}$ – річна економія операційних витрат, тобто сума регулярних витрат підприємства, наприклад витрати на логістику, оренду додаткових складських приміщень, утримання надлишкових запасів, яких вдалося уникнути завдяки впровадженню оптимізаційного рішення;

$Profit_{alt}$ – альтернативний фінансовий дохід, який підприємство може отримати від реінвестування або розміщення на фінансових інструментах того обсягу обігового капіталу, який був вивільнений з неліквідних запасів;

CAPEX – капітальні інвестиції, тобто сумарні одноразові витрати підприємства на розробку, придбання, впровадження та інтеграцію нового аналітичного чи технологічного інструменту в наявну інформаційну інфраструктуру.

Термін їх окупності (формули 1.23 та 1.24) [25]:

$$PBP = \frac{\text{Початкові інвестиції}}{\text{Планові щорічні надходження}}, \quad (1.23)$$

або

$$PBP = \frac{CAPEX}{OPEX_{save} + Profit_{alt}}. \quad (1.24)$$

Отже, точність прогнозування попиту безпосередньо корелює з кінцевими фінансовими результатами підприємства. Неточний прогноз провокує ефект батога, що призводить до формування надлишкових запасів, масштабного заморожування обігового капіталу та експоненційного зростання витрат на зберігання, які неминуче спричиняють падіння чистого прибутку та рентабельності активів. Натомість впровадження високоточних предиктивних алгоритмів машинного навчання мінімізує логістичні втрати, дозволяє ефективніше використовувати оборотні кошти та сприяє математично обґрунтованому зростанню прибутковості бізнесу.

Висновки до першого розділу

У першому розділі дипломної роботи сформовано комплексне теоретико-методологічне підґрунтя для дослідження процесів управління ланцюгами постачань в умовах високої ринкової турбулентності. Аналіз специфіки сектору товарів повсякденного попиту засвідчив, що сучасні логістичні системи функціонують у середовищі перманентної невизначеності, де ключовими дестабілізуючими факторами виступають ефект бичачого батога та глибока інформаційна асиметрія між учасниками ринку. Доведено, що класичні детерміновані підходи до управління запасами, побудовані на статичних формулах розрахунку оптимального розміру замовлення, вичерпали свій аналітичний потенціал. Вони ігнорують вплив

агресивного цінового стимулювання, інфляційних процесів та жорстких інфраструктурних обмежень складських площ підприємства, що неминує призводить до логістичної субоптимізації.

Встановлено, що фундаментальним індикатором ефективності логістичної системи є цикл конверсії грошових коштів. Заморожування обігового капіталу в надлишкових страхових запасах заради перекриття похибок лінійного планування експоненціально збільшує витрати на зберігання та призводить до падіння ключових показників рентабельності активів підприємства. Для вирішення цієї проблеми розглянуто єдині ефективні підходи: спільне управління запасами та планування на основі фактичного попиту. Перехід до математично обґрунтованої стратегічної буферизації дозволяє трансформувати логістику з традиційної системи виштовхування товарів у гнучку екосистему витягування, яка реагує виключно на фактичне споживання та блокує поширення інформаційних спотворень вгору по ланцюгу постачань.

Для практичної реалізації таких інноваційних концепцій обґрунтовано необхідність використання розширеного аналітичного інструментарію. Діагностика волатильності попиту за допомогою апарату описової статистики та глибокої просторової сегментації асортименту дозволяє чітко ідентифікувати товари зі стохастичним характером замовлень. Доведено, що для продукції з нелінійною динамікою використання класичної екстраполяції є економічно небезпечним, тому рекомендується впровадження предиктивної аналітики на базі методів машинного навчання. Поєднання надійних економетричних інструментів ідентифікації трендів із гнучкістю ансамблевих алгоритмів, зокрема градієнтного бустингу, створює міцний математичний фундамент для мінімізації абсолютної та відносної похибок прогнозування.

Підсумовуючи, теоретично доведено, що подолання інформаційної асиметрії та оптимізація обігового капіталу можливі виключно через перехід до алгоритмічної моделі ухвалення рішень. Інтеграція методів штучного інтелекту в процеси

розрахунку динамічної точки замовлення та оцінки причинно-наслідкових зв'язків формує базу для максимізації прибутку компанії. Більше того, подібна технологічна еволюція ланцюга постачань є невід'ємною складовою загальної стратегії цифрової трансформації сучасного бізнесу. Вона дозволяє нівелювати негативний вплив суб'єктивного людського фактора на етапах узгодження обсягів закупівель між комерційними та логістичними підрозділами. Автоматизація рутинних розрахункових операцій також вивільняє значний часовий ресурс аналітиків для вирішення більш складних стратегічних завдань. Зрештою, формування такої інтелектуальної архітектури управління запасами створює потужний бар'єр проти операційних ризиків, гарантуючи безперебійність постачань навіть у періоди загострення конкурентних війн. Синтезований у даному розділі методичний апарат, що включає індикатори фінансового стану, метрики якості прогнозування та моделі оптимізації запасів із системою обмежень, виступатиме надійною основою для проведення комплексної діагностики операційної діяльності ТОВ «Хенкель Україна» та розробки відповідних заходів у наступних розділах роботи.

2 АНАЛІТИКА СТАНУ ТА ТЕНДЕНЦІЙ УПРАВЛІННЯ ЛАНЦЮГАМИ ПОСТАЧАНЬ ТОВ «ХЕНКЕЛЬ УКРАЇНА»

2.1 Економічний аналіз діяльності підприємства та діагностика його логістичної системи

ТОВ «Хенкель Україна» функціонує на українському ринку як офіційне представництво глобального міжнародного концерну Henkel Group. Організаційно-правовий статус підприємства – товариство з обмеженою відповідальністю. Головною метою господарської діяльності компанії є задоволення потреб українського ринку у високоякісній продукції повсякденного попиту та отримання прибутку для забезпечення сталого розвитку бізнесу, розширення ринкової частки та модернізації операційних процесів. Порядок формування майна підприємства, розподіл прибутків та покриття збитків регламентуються статутними документами та чинним господарським законодавством України.

Господарська діяльність ТОВ «Хенкель Україна» є диверсифікованою і стратегічно поділяється на кілька бізнес-напрямів:

- Laundry & Home Care – засоби для прання та догляду за оселею, де найсильнішим брендом є Persil;
- Beauty Care – косметична продукція мас-маркету та для професійного використання;
- Adhesive Technologies – клейові технології.

Враховуючи специфіку даного дослідження, основний фокус зосереджено на операційній діяльності підрозділів засобів для прання та косметики для мас-маркету. Саме ці категорії формують значну частку грошових потоків компанії і відзначаються високою еластичністю попиту й чутливістю до трейд-маркетингових активностей.

Збутова політика підприємства має яскраво виражений B2B-характер, оскільки підприємство не здійснює прямих продажів кінцевим споживачам. Така операційна

віддаленість від кінцевого покупця додатково посилює інформаційну асиметрію та суттєво ускладнює процеси логістичного планування. Економічна модель реалізації продукції базується на розгалуженій мережі партнерів, яка включає три основні канали:

- національні ключові клієнти: великі роздрібні мережі, такі як EVA, Сільпо, Епіцентр тощо, з якими укладені прямі контракти на масивні відвантаження до розподільчих центрів;
- регіональні дистриб'ютори: посередники, що забезпечують покриття традиційного роздрібу та локальних ринків;
- e-commerce: стратегічні партнери у сфері електронної комерції.

Процедури ухвалення економічних рішень на підприємстві базуються на крос-функціональній матричній структурі. Планування продажів, узгодження комерційних умов та управління логістикою вимагають постійної синхронізації між відділом продажів, відділом трейд-маркетингу та відділом управління ланцюгами постачань. Економічна діяльність ТОВ «Хенкель Україна» жорстко підпорядкована глобальним корпоративним стандартам, що передбачає суворе бюджетування, оптимізацію операційних витрат і орієнтацію на максимізацію рентабельності.

Незважаючи на високий рівень організації бізнес-процесів, масштаби діяльності та складну багаторівневу структуру B2B-збуту роблять підприємство вразливим до коливань попиту. Нерівномірність відвантажень, спровокована комерційними стимулами для ритейлерів, актуалізує потребу в дослідженні та вдосконаленні методів економічного планування для забезпечення безперебійної та ефективної господарської діяльності.

Фінансово-економічна діяльність ТОВ «Хенкель Україна» є відображенням загальної корпоративної стратегії міжнародного концерну Henkel Group та спрямована на забезпечення фінансової стійкості, платоспроможності та стабільного генерування прибутку. Специфіка функціонування підприємства на висококонкурентному ринку FMCG диктує необхідність жорсткого контролю за

обіговим капіталом та оптимізації структури витрат. Фінансовий облік та формування звітності на підприємстві здійснюються згідно з Міжнародними стандартами фінансової звітності, а основним інструментом консолідації фінансових даних виступають відповідні фінансові модулі корпоративної ERP-системи SAP. Такий високий рівень цифрової інтеграції забезпечує менеджмент компанії прозорою аналітикою в режимі реального часу, дозволяючи оперативно відстежувати ефективність руху грошових потоків. Крім того, це створює надійне інформаційне підґрунтя для проведення глибокої економетричної діагностики та своєчасного виявлення прихованих дисбалансів у показниках рентабельності.

Формування доходів ТОВ «Хенкель Україна» має складну багаторівневу структуру, що типово для великих B2B-постачальників. Базовим джерелом доходу є валова виручка від реалізації продукції (Gross External Sales, GES), згенерована через відвантаження товарів клієнтам та дистриб'юторам. Однак, ключовим показником економічної ефективності для компанії є чистий дохід (Net External Sales, NES), що розраховується як різниця валової виручки та наданих знижок клієнтам, що займають суттєву частину балансу підприємства. Перехід від валової до чистої виручки супроводжується наданням значних комерційних знижок. У періоди агресивних промо-кампаній валовий прибуток (Gross Profit, GP) може демонструвати аномальні піки через форвардне затарювання клієнтів, тоді як чистий дохід зростає непропорційно менше через великі знижки. Така диспропорція у фінансових показниках ускладнює довгострокове комерційне бюджетування та вимагає від аналітичного відділу глибокого факторного аналізу рентабельності кожної окремої акції.

Витратна частина компанії класифікується за функціональним призначенням і включає собівартість реалізованої продукції (Cost of Goods, COGs) та її доопрацювання, витрати на логістику і зберігання продукції, маркетинг.

До складу собівартості входять витрати на придбання товарів у виробничих підрозділів концерну, митні платежі та витрати на доробку пакування.

Витрати на логістику та зберігання продукції є найбільш вразливими до неточностей у прогнозуванні попиту. Коли центральний склад переповнюється через різке падіння замовлень після акційних періодів, підприємство несе додаткові витрати на зберігання надлишкових запасів. З іншого боку, періоди дефіциту призводять до втраченої вигоди через неможливість задовольнити наявний попит ритейлерів. Такі логістичні дисбаланси безпосередньо впливають на операційну маржинальність, перетворюючи управління запасами на зону підвищеного фінансового ризику. Крім того, систематичні збої у постачаннях можуть спровокувати накладання жорстких штрафних санкцій з боку ключових національних мереж, що додатково зменшує чистий прибуток компанії.

Інвестиційна політика ТОВ «Хенкель Україна» зосереджена переважно на модернізації IT-інфраструктури та оптимізації логістичних процесів. Оскільки підприємство виступає дистриб'ютором, його капітальні інвестиції спрямовуються не у виробничі потужності, а в оновлення складського обладнання, автоматизацію процесів у системі SAP та розвиток цифрових платформ для взаємодії з клієнтами. У перспективі компанія планує інвестувати в системи предиктивної аналітики та машинне навчання для автоматизації логістики, що, попри значні витрати, забезпечить вищу рентабельність завдяки оптимізації операційних процесів. Крім оновлення програмного забезпечення, компанія спрямовує ресурси на підвищення цифрової кваліфікації персоналу, що є необхідною умовою для роботи з новітніми базами даних. У підсумку, подібна стратегія капіталовкладень створює міцний технологічний фундамент для утримання лідерських позицій підприємства на висококонкурентному ринку.

Для об'єктивної оцінки фінансово-економічної діяльності підприємства використовується система абсолютних та відносних показників. Динаміка основних показників наведена у табл. 2.1, а більш розширений баланс та звіт про фінансові результати наведені у додатку А.

Таблиця 2.1 – Динаміка фінансових результатів ТОВ «Хенкель Україна» за 2021-2025 роки

Тис грн	2021	2022	2023	2024	2025	Абс пр 2021- 2022 рр.	Абс пр 2022- 2023 рр.	Абс пр 2023- 2024 рр.	Абс пр 2024- 2025 рр.
Дохід від реалізації	3181219	3390105	4505199	4581503	4844104	208886	1115094	76304	262601
Валовий прибуток	1132999	1310147	1980448	2092458	2184487	177148	670301	112010	92029
Операційний прибуток	389251	802888	1379568	1004691	906293	413637	576680	-374877	-98398
Прибуток до оподаткування	439748	770508	1474016	1184761	1148398	330760	703508	-289255	-36363
Прибуток за рік	360687	628197	1208266	971548	940862	267510	580069	-236718	-30686

Джерело: розраховано автором на основі даних підприємства [26]

Аналіз фінансового стану базується на оцінці двох основних блоків індикаторів: показників ліквідності та показників рентабельності. Ці індикатори дозволяють оцінити здатність підприємства генерувати прибуток та вчасно розраховуватися за своїми зобов'язаннями.

Ліквідність відображає здатність підприємства конвертувати свої активи у грошові кошти для покриття поточних короткострокових зобов'язань. Для FMCG-сектора цей показник дуже залежить від швидкості обороту складських запасів.

З погляду управління ланцюгами постачань, надмірне накопичення запасів на центральному складі штучно завищує коефіцієнт поточної ліквідності. Формально підприємство виглядає платоспроможним, але фактично значна частина оборотних активів є замороженою у неліквідних запасах товарів, які очікують своєї реалізації в післяакційні періоди.

У табл. 2.2 розраховані коефіцієнти ліквідності за 2020-2025 роки на основі Балансу та Звіту про фінансові результати наведених у додатку А.

Таблиця 2.2 – Аналіз показників ліквідності ТОВ «Хенкель Україна»

Показники ліквідності та платоспроможності	31 грудня 2020 року	31 грудня 2021 року	31 грудня 2022 року	31 грудня 2023 року	31 грудня 2024 року	31 грудня 2025 року
Коефіцієнт абсолютної ліквідності	1,11	1,11	1,08	3,11	3,94	4,05
Коефіцієнт швидкої ліквідності	2,19	2,16	2,63	3,88	4,68	4,61
Коефіцієнт поточної ліквідності	3,08	2,77	3,68	4,35	5,24	5,21

Джерело: *розраховано автором на основі даних підприємства* [26][27]

Як бачимо з таблиці, підприємство знаходиться у стані надлишкової ліквідності. Усі три ключові коефіцієнти значно перевищують рекомендовані нормативні значення, причому спостерігається їхній різкий стрибок починаючи з 2023 року.

Коефіцієнт абсолютної ліквідності протягом 2020-2022 років перебував на рівні 1,08-1,11, що вже суттєво перевищує норматив 0,2-0,3, а у період 2023-2025 років показник зріс майже вчетверо – до 4,05. Це означає, що підприємство здатне миттєво погасити всі свої поточні зобов'язання виключно за рахунок наявних грошових коштів на рахунках, причому цих коштів у 4 рази більше, ніж самих боргів.

Коефіцієнт швидкої ліквідності також демонструє висхідний тренд, зростаючи з 2,19 у 2020 році до 4,61 у 2025 році, що свідчить про значний обсяг високоліквідних активів та дебіторської заборгованості в структурі балансу.

Коефіцієнт поточної ліквідності зростає із 3,08 у 2020 р. до максимальних 5,24-5,21 у 2024-2025 рр. Це вказує на те, що на кожну гривню короткострокових боргів компанія має понад 5 гривень оборотних активів.

З точки зору класичного фінансового аналізу, такі високі показники свідчать про абсолютну фінансову стійкість і відсутність ризиків банкрутства ТОВ «Хенкель Україна», але з позицій управління ланцюгами постачань та операційної ефективності, така надлишкова ліквідність є негативним індикатором. Значення коефіцієнта поточної ліквідності понад 5,0 свідчить про неефективне використання обігового капіталу підприємства. Значна частина фінансових ресурсів компанії

заморожена у вигляді масивних складських запасів. Різниця між поточною та абсолютною ліквідністю вказує на те, що саме неліквідні запаси, які накопичуються на центральному складі в періоди після агресивних трейд-маркетингових кампаній та великих знижок, штучно роздувають оборотні активи компанії. Уповільнення швидкості обороту цих заблокованих матеріальних цінностей безпосередньо подовжує цикл конверсії грошових коштів, що обмежує фінансову гнучкість бізнесу та знижує загальну віддачу від використання майна підприємства.

В той же час показники рентабельності характеризують відносну економічну ефективність роботи підприємства, рівень прибутковості його діяльності. У табл. 2.3 розраховані коефіцієнт рентабельності за 2020-2025 роки на основі Балансу та Звіту про фінансові результати наведених у додатку А.

Таблиця 2.3 – Аналіз показників рентабельності ТОВ «Хенкель Україна»

Коефіцієнти рентабельності	2021	2022	2023	2024	2025
ROS	11,34%	18,53%	26,82%	21,21%	19,42%
ROA	28,93%	38,24%	46,74%	26,60%	22,28%
ROE	44,39%	58,09%	64,39%	34,54%	28,18%

Джерело: розраховано автором на основі даних підприємства [26]

Дані таблиці демонструють чітку двохетапну динаміку зміни ефективності підприємства. Протягом 2021-2023 років спостерігався стабільний ріст усіх показників прибутковості, де 2023 рік став піковим. Однак у період 2024-2025 років фіксується різке і системне падіння рентабельності за всіма напрямками.

Рентабельність продажів зростає з 11% у 2021 році до максимальних 27% у 2023 році, після чого знизилася до 19% у 2025 році. Таке просідання маржинальності є прямим наслідком комерційної політики підприємства. Щоб утримувати обсяги реалізації в умовах високої конкуренції на FMCG-ринку, компанія змушена застосовувати агресивні трейд-маркетингові інструменти, що стимулює відвантаження у штуках, але суттєво знижує чистий прибуток, що і відображається у падінні ROS.

Рентабельність активів демонструє найбільше падіння: з пікових 47% у 2023 році до 22% у 2025 році, що зумовлено штучним збільшенням загальних активів через накопичення надлишкових товарних запасів на центральному складі у післяакційні періоди. Оскільки значна частина активів заморожена у неліквідних залишках і не бере участі в генерації прибутку, загальна ефективність використання майна компанії сильно падає.

Рентабельність власного капіталу повторює негативний тренд, обвалившись із 64% в 2023 р. до 28% в 2025 р., тобто віддача на капітал, вкладений засновниками, скоротилася більш ніж удвічі. Замість того, щоб реінвестувати вільні кошти у розвиток бізнесу, компанія заморожує їх у складських запасах та несе додаткові логістичні витрати на їхнє зберігання. З позицій факторного фінансового аналізу, це свідчить про катастрофічне уповільнення швидкості обороту активів, яке руйнує здатність бізнес-моделі генерувати додану вартість. До того ж, така перевантажена запасами структура балансу критично звужує фінансову маневреність: компанія втрачає можливість оперативно фінансувати нові стратегічні ініціативи чи маркетингові кампанії без залучення дорогого зовнішнього кредитування.

Таке стрімке падіння рентабельності активів з 46,74% до 22,28% та рентабельності власного капіталу з 64,39% до 28,18% є прямим наслідком неефективного планування та відсутності якісного інструментарію прогнозування попиту. Оскільки величезна частина капіталу підприємства виявляється заблокованою в неліквідних запасах після агресивних промо-акцій, ці роздуті активи перестають генерувати дохід і лише тягнуть за собою додаткові складські витрати. Таким чином, відновлення та подальше системне підвищення прибутковості ТОВ «Хенкель Україна» об'єктивно неможливе без впровадження новітніх математичних моделей прогнозування, які дозволять оптимізувати оборотний капітал та вивільнити заморожені фінансові ресурси.

Для комплексного розуміння операційного середовища, в якому функціонує система управління ланцюгами постачань ТОВ «Хенкель Україна», доцільно застосувати матрицю SWOT-аналізу, щоб систематизувати виявлені під час фінансового аналізу проблеми та зіставити їх із зовнішніми ринковими викликами.

Таблиця 2.4 – Описова статистика щотижневих відвантажень за товарними категоріями

Сильні сторони: 1. Наявність потужної корпоративної ERP-системи SAP, яка забезпечує повний контроль над транзакційними даними в режимі реального часу. 2. Високий рівень абсолютної ліквідності, що гарантує абсолютну стійкість підприємства до короткострокових фінансових шоків. 3. Сильні ринкові позиції брендів, що гарантує стабільний попит з боку національних ритейлерів.	Слабкі сторони: 1. Надмірне заморожування обігового капіталу в складських запасах. 2. Відсутність автоматизованих інструментів предиктивної аналітики – планування збуту та поповнення запасів здійснюється переважно наближеними методами з використанням MS Excel. 3. Висока чутливість логістичної системи до трейд-маркетингових ініціатив: комерційний відділ стимулює продажі без урахування пропускну здатності центрального складу.
Можливості: 1. Впровадження економетричних моделей та алгоритмів машинного навчання для синхронізації маркетингового календаря з планом постачань. 2. Оптимізація складських площ та зниження операційних витрат за рахунок зменшення страхового запасу. 3. Перенаправлення вивільненого оборотного капіталу з неліквідних запасів на фінансові інструменти для отримання альтернативного прибутку.	Загрози: 1. Загострення олігополістичної конкуренції на ринку FMCG, що змушує компанію збільшувати глибину та частоту акційних знижок, ще більше дестабілізуючи попит. 2. Ризик виникнення дефіциту під час пікових замовлень національних мереж, що тягне за собою штрафні санкції та втрату маржинального прибутку. 3. Зростання тарифів на відповідальне зберігання на зовнішніх складах, що збільшує вартість утримання надлишкових запасів.

Джерело: розраховано автором на основі даних підприємства

2.2 Економетричний аналіз волатильності попиту та дослідження стаціонарності часових рядів

Організація процесу економічної аналітики на ТОВ «Хенкель Україна» є критично важливою складовою для забезпечення безперебійного функціонування ланцюгів постачань та комерційного планування. Основні напрями аналітичної діяльності підприємства зосереджені на моніторингу обсягів реалізації, оцінюванні ефективності трейд-маркетингових заходів, контролі залишків на центральному складі та аналізі валового і операційного прибутків.

Головною інформаційно-аналітичною базою та єдиним джерелом транзакційних даних на підприємстві є корпоративна ERP-система SAP, що забезпечує збір та первинну агрегацію всієї економічної інформації в режимі реального часу.

Збір даних про відвантаження та залишки відбувається за таким алгоритмом:

- дані про відвантаження у натуральному та грошовому виразах фіксуються в системі SAP автоматично в момент проведення видаткових накладних на адресу B2B-клієнтів. Також у SAP фіксуються комерційні умови, наприклад нарахування знижок тощо;
- дані про складські залишки збираються через модуль управління складом у SAP. Аналітики мають змогу вивантажувати щоденні або щотижневі звіти про наявний сток. Якщо замовлення клієнта перевищує фактичний залишок на складі, система фіксує недопоставку, що дозволяє аналітичному відділу розраховувати втрачені продажі через дефіцит.

Основним інструментарієм економічної аналітики на операційному рівні виступає додаток MS Excel. Сирі масиви даних, вивантажені з SAP, потребують подальшого очищення та структурування. Для підвищення ефективності обробки великих масивів економічної інформації та зведення звітів активно застосовуються макроси на базі VBA, які швидко формують структуровані датасети для подальшого

аналізу. Але така напіваавтоматизована практика часто зумовлює виникнення помилок через людський фактор і суттєво обмежує можливості менеджменту щодо проведення оперативного предиктивного аналізу в реальному часі.

Попри потужну інформаційну базу SAP та автоматизацію звітності в Excel, існуючі методи проведення економічної аналітики на підприємстві мають переважно описовий та діагностичний характер. Вони дозволяють констатувати факти минулих періодів, розраховувати поточні KPI та відстежувати тренди, однак інструментарій прогнозу аналітики наразі є обмеженим. Відсутність інтегрованих математичних моделей для сценарного прогнозування робить процес планування попиту вразливим до різких нелінійних коливань, спричинених трейд-маркетинговими активностями дистриб'юторів.

Будь-яка економетрична чи стохастична модель здатна генерувати адекватні результати виключно за умови високої якості вхідних даних. Вивантажені з модулів SAP необроблені транзакційні масиви інформації не можуть бути безпосередньо використані для аналізу часових рядів, оскільки містять статистичні аномалії, технічні збої та викривлення. Для забезпечення математичної репрезентативності масивів було проведено процедуру Data Preprocessing, яка складається з трьох ключових етапів.

По-перше, ліквідація пропущених значень та обробка нульового попиту. На ринку FMCG відсутність відвантажень не завжди означає відсутність попиту. Нульові показники можуть виникати через логістичний out-of-stock, збої в EDI-документообігу або блокування клієнта через заборгованість. Такі нулі були ідентифіковані та замінені інтерполяцією за допомогою ковзного середнього, щоб алгоритм не сприйняв їх як зміну споживчої поведінки.

По-друге, було проведено диференційовану обробку екстремальних викидів. Важливо наголосити, що алгоритм підготовки масивів чітко розмежовував комерційні піки попиту та технічні аномалії. Усі екстремальні сплески замовлень, які були підтверджені маркетинговим календарем, залишалися у масиві в абсолютно

незмінному вигляді, оскільки саме ця нелінійна амплітуда є головним об'єктом машинного навчання. Натомість очищенню, за допомогою методу міжквартильного розмаху, підлягали виключно технічні помилки системи та разові нетипові інституційні контракти, які не підпорядковуються загальній ринковій логіці і могли б викривити ваги алгоритму під час навчання.

По-третє, консолідація та синхронізація факторного простору. Історичні часові ряди відвантажень були зведені в єдину матрицю з інформацією про комерційні умови. Для цього дані з відділу логістики були жорстко прив'язані до маркетингового календаря промо-акцій потижнево. Тільки після формування такої уніфікованої інформаційної бази стало можливим застосування апарату описової статистики та кореляційного аналізу. Такий підхід також дозволив усунути зміщення часових лагів і створити репрезентативну вибірку для подальшого тестування побудованих предиктивних алгоритмів.

Для комплексного розуміння операційних процесів та оцінки ефективності управління ланцюгами постачань ТОВ «Хенкель Україна» недостатньо спиратися виключно на агреговані річні чи квартальні фінансові звіти. Статичні фінансові показники приховують внутрішню волатильність операційної діяльності. Тому основою діагностичної аналітики в межах даного дослідження є вивчення історичних часових рядів відвантажень готової продукції з центрального складу підприємства.

З метою забезпечення чистоти експерименту, динаміка показників аналізується потижнево в натуральному виразі. Використання грошових метрик для діагностики попиту є методологічно некоректним, оскільки фінансові показники постійно спотворюються впливом макроекономічної інфляції, переглядом прайс-листів компанії та курсовими різницями при імпорті.

Теоретично, попит на товари повсякденного вжитку повинен характеризуватися високою стабільністю, передбачуваним лінійним трендом та помірною, чітко визначеною сезонністю. Проте первинний аналіз масиву даних ТОВ

«Хенкель Україна» виявляє наявність екстремальної волатильності B2B-замовлень. Для підтвердження нестабільності попиту доцільно застосувати інструментарій описової статистики. Розрахунок таких метрик, як середнє арифметичне, мінімальне та максимальне значення відвантажень, а також стандартного відхилення дозволяє оцінити розмах коливань. Головним показником виступає коефіцієнт варіації (див. формулу 1.7). Розраховані значення на основі даних з Додатку Б занесені до табл. 2.5.

Таблиця 2.5 – Описова статистика щотижневих відвантажень за товарними категоріями

Показник	Laundry Additives	Beauty Care
Середнє ($\bar{X}$), шт	625 833,00	575 000,00
Мінімум (min), шт	300 624,17	422 920,89
Максимум (max), шт	961 997,34	663 660,48
Стандартне відхилення (σ), шт	278 345,01	121 878,70
Коефіцієнт варіації (CV), %	44,48%	21,20%

Джерело: *розраховано автором на основі даних підприємства*

Вважається, що якщо $CV < 33\%$, сукупність вважається однорідною, а динаміка – стабільною і легко прогнозованою. З таблиці бачимо, що для категорії Beauty Care коефіцієнт варіації становить 21,20%, тобто споживання косметичних засобів має високий рівень інерційності: кінцеві споживачі купують цю продукцію відносно рівномірно протягом року, а торговельні мережі формують стабільні щотижневі замовлення, які не призводять до логістичних шоків на центральному складі. Відхилення від середнього значення є мінімальними і цілком покриваються стандартним страховим запасом.

Натомість коефіцієнт варіації Laundry Additives сягає 44,48%, що свідчить про достатній рівень неоднорідності. Такий показник математично доводить, що часовий ряд не підпорядковується нормальному закону розподілу, а має яскраво виражену дискретну природу. Відрив максимальних значень відвантажень від мінімальних у періоди акційної активності є настільки значним, що повністю руйнує точність класичних лінійних прогнозів.

Виявлена за допомогою апарату математичної статистики висока волатильність категорії Laundry Additives має цілком чітке мікроекономічне та комерційне

пояснення. Оскільки основний бренд Persil, з коефіцієнтом варіації 40,67% за фактичними даними відвантажень у період з травня 2024 по квітень 2026 року, формує найбільшу питому частку обсягів продажу категорії, загальна динаміка замовлень усієї категорії залежить саме від цього бренду. Часте застосування цінових стимулів, зокрема знижок “off-invoice” у видаткових накладних для оптових B2B-партнерів, спричиняє значну нестабільність часових рядів, як-от на графічній динаміці щотижневих відвантажень Persil з травня 2024 по квітень 2026 року, (рис. 2.1) побудованій за допомогою коду, написаного мовою Python та наведеного у додатку В.

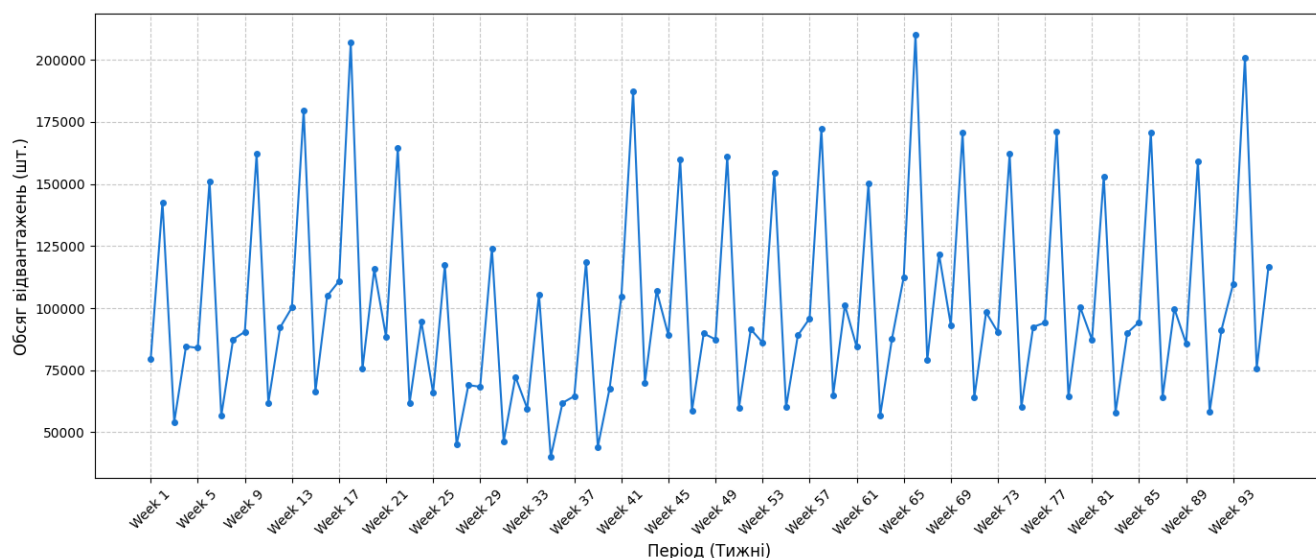


Рисунок 2.1 – Динаміка щотижневих відвантажень бренду Persil, шт
Джерело: складено за даними табл. Г.1

Як бачимо, динаміка оптових замовлень у категорії формується під жорстким впливом двох взаємопов’язаних фаз, які створюють амплітудні коливання:

1. Фаза штучного піку, коли відбувається промо. Після анонсу глибокої знижки, ритейлери замість поповнення запасів відповідно до поточного споживання, здійснюють форвардні закупівлі, щоб завантажити власні розподільчі центри максимальним обсягом товару за акційною ціною, що генерує аномальний сплеск відвантажень з боку ТОВ «Хенкель Україна».

2. Фаза пост-промо провалу. Одразу після завершення дії знижки настає неминучий компенсаційний спад. Оскільки склади ритейлерів переповнені акційним товаром, вони повністю призупиняють розміщення нових регулярних замовлень до моменту виснаження сформованих запасів. У часовому ряді виникає глибока «яма», яка формує статистичний мінімум.

Основною причиною такої глибокої дестабілізації часового ряду є нераціональне використання цінових стимулів. Знижка виступає специфічним ціновим фактором впливу на попит підприємства, і оптимальне керування її величиною є однією з найскладніших задач у сфері роздрібно́ї та оптової торгівлі. Застосування інструменту знижок має яскраво виражений інерційний характер: регулярне або надмірне цінове стимулювання може призвести до негативних висновків B2B-партнерів та кінцевих споживачів щодо якості продукції чи репутації фірми. У випадку ТОВ «Хенкель Україна» знижка застосовується не як інструмент оптимального математичного керування для максимізації доходу в часі, а як ситуативний інструмент для виконання агресивних короткострокових планів збуту. Відсутність формалізованого апарату встановлення величини знижки призводить до того, що дистриб'ютори формують ажіотажний форвардний попит, що в свою чергу генерує хаотичні стрибки замовлень, які логістична система компанії змушена обробляти в умовах постійної невизначеності [28].

У теорії управління ланцюгами постачань цей феномен класифікується як ефект батога – специфічна логістична ситуація, коли відносно незначні коливання роздрібного попиту кінцевих споживачів на полиці магазину перетворюються на гігантські, хаотичні стрибки оптових замовлень на рівні центрального складу виробника [29]. Чим далі по ланцюгу постачань від споживача знаходиться вузол, тобто завод чи імпортерний склад Henkel, тим сильніше спотворюється інформація про реальний попит.

Крім надвисокої дисперсії, щотижневий часовий ряд відвантажень Laundry Additives характеризується наявністю прихованих структурних компонентів, для ідентифікації яких було використано інструментарій автокореляційної (ACF) та часткової автокореляційної (PACF) функцій, базуючись на даних відвантажень за травень 2024-квітень 2026 і побудовано відповідні графіки за допомогою коду, написаного мовою Python та наведеного у додатку В (рис. 2.2).

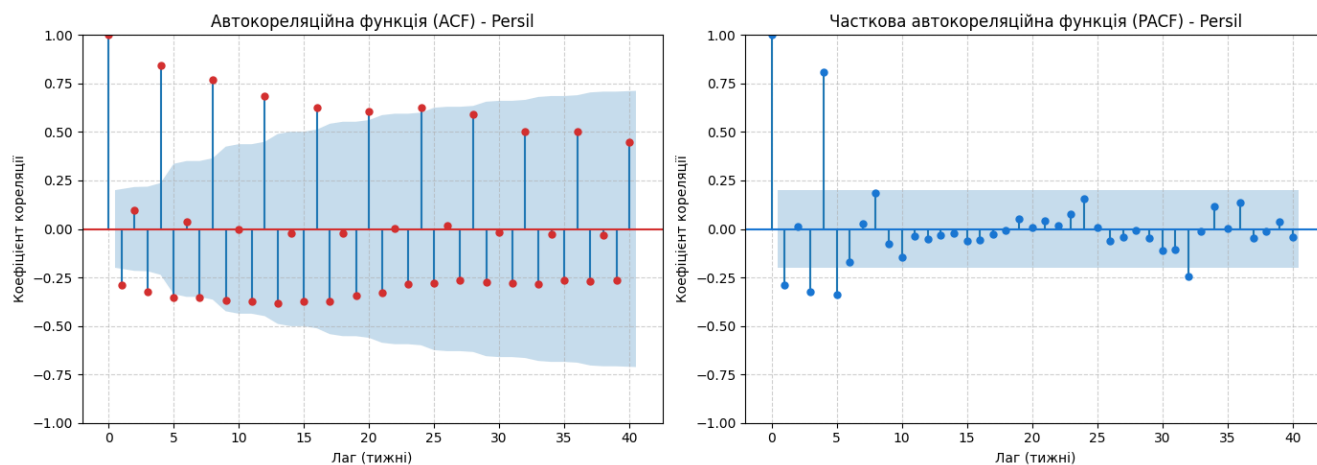


Рисунок 2.2 – Функції ACF та PACF для бренду Persil

Джерело: складено за даними табл. Г.1

З отриманих корелограм бачимо, що динаміка відвантажень має яскраво виражену внутрішньомісячну циклічність. На графіку автокореляційної функції фіксуються значущі сплески на лагах, кратних 4-м тижням. Це математично підтверджує ритмічність трейд-маркетингового календаря: торговельні мережі формують масштабні замовлення з кроком приблизно в один місяць. При цьому різке обривання часткової автокореляційної функції після 4-го лагу є класичним індикатором для визначення порядку авторегресійної компоненти майбутньої моделі SARIMAX. Подібна чітка періодичність у структурі залишків свідчить про те, що випадкова складова попиту насправді підпорядкована закономірностям маркетингової активності, які можна успішно формалізувати за допомогою стохастичних інструментів.

Також бачимо, що автокореляційна функція демонструє вкрай повільне затухання, оскільки значення коефіцієнтів кореляції залишаються статистично значущими навіть на високих лагах, тобто ряд нестационарний. На практиці це означає, що загальний тренд відвантажень поступово дрейфує під впливом макроекономічних факторів чи зміни ринкової частки компанії. Така властивість вимагає обов'язкового застосування математичного оператора взяття перших різниць для зведення ряду до стабільного вигляду перед початком прогнозування.

Незважаючи на регулярність використання пральних засобів домогосподарствами, спостерігаються щорічні циклічні коливання загального обсягу споживання. Графік часткової автокореляційної функції фіксує статистично значущі викиди на лагах, кратних річному циклу, а значить необхідно включити сезонну компоненту у вигляді операторів сезонних різниць та сезонного ковзного середнього до прогностичної моделі.

Графічний аналіз автокореляційних функцій дає лише візуальне уявлення про структуру даних. Для побудови адекватних економетричних моделей необхідне математичне підтвердження стаціонарності ряду. В економетриці під суворою стаціонарністю розуміють незмінність математичного очікування, тобто середнього значення та дисперсії ряду в часі. Якщо ряд є нестационарним, результати регресійного моделювання можуть бути хибними.

Для формальної перевірки гіпотези про стаціонарність у даному дослідженні застосовано розширений тест Дікі-Фуллера [30]. Механіка тесту базується на перевірці наявності «одиничного кореня» в авторегресійному рівнянні часового ряду.

В рамках проведення тесту формулюються дві гіпотези:

- нульова гіпотеза H_0 : часовий ряд має одиничний корінь, тобто є нестационарним;
- альтернативна гіпотеза H_1 : одиничний корінь відсутній, часовий ряд є стаціонарним.

За результатами програмного розрахунку ADF-тесту для часового ряду відвантажень бренду Persil було отримано значення p – *value*, що значно перевищує критичний рівень значущості 0,05. Відповідно, немає статистичних підстав відхилити нульову гіпотезу H_0 .

Економічна інтерпретація цього результату підтверджує, що попит на продукцію ТОВ «Хенкель Україна» є глибоко нестационарним. Це зумовлено не стільки макроекономічними змінами чи еволюцією споживчих вподобань, скільки штучним збільшенням обсягів через регулярні маркетингові акції.

Математичним наслідком цього тесту є обов'язкове застосування процедури диференціювання. Відповідно, прогностична модель аналізуватиме не базові кількісні показники відвантажень, а їхню зміну відносно попереднього тижня, що дозволить стабілізувати дисперсію та звести ряд до стаціонарного вигляду, придатного для стохастичного моделювання.

Підтвердження нестационарності часового ряду тестом Дікі-Фуллера вимагає подальшої сегментації асортиментного портфеля підприємства. Найбільш релевантним інструментом для оцінки стохастичності замовлень є XYZ-аналіз, в основі якого лежить групування товарних категорій залежно від рівня їхньої волатильності за коефіцієнтом варіації.

Згідно з класичною методологією управління ланцюгами постачань, виокремлюють три категорії попиту [31]:

- категорія X ($CV \leq 10\%$). Товари зі стабільним попитом і високою точністю прогнозування. Відхилення від середнього значення мінімальні;
- категорія Y ($10\% < CV \leq 25\%$). Товари з відомими тенденціями та середніми можливостями прогнозування.
- категорія Z ($CV > 25\%$). Товари зі стохастичним, нерегулярним та хаотичним попитом, для яких класичні методи екстраполяції є нерелевантними.

Спираючись на результати розрахунку описової статистики (див. табл. 2.5), проведемо структурну діагностику ключових категорій ТОВ «Хенкель Україна».

Категорія Beauty Care, коефіцієнт варіації якої становить 21,20%, класифікується як група Y. Попит на косметичну продукцію для мас-маркету характеризується помірними коливаннями. Торгівельні мережі замовляють цю продукцію достатньо ритмічно, поповнюючи полиці відповідно до природного вибуття товару. Для управління запасами товарів групи Y підприємству достатньо використовувати стандартні стохастичні моделі та підтримувати базовий рівень страхового запасу, розрахований за нормальним законом розподілу.

Натомість головна для підприємства категорія Laundry Additives демонструє коефіцієнт варіації на рівні 44,48%, а отже належить до категорії Z. Це свідчить про наявність екстремальної дисперсії та повної відсутності стабільності у формуванні B2B-замовлень.

Належність основної частки доходів компанії до категорії Z генерує фундаментальний логістичний парадокс. Традиційні ERP-системи оптимізовані для роботи з товарами груп X та Y. Алгоритми розрахунку страхового запасу та точки замовлення, які вшиті в систему за замовчуванням, спираються на припущення про нормальний розподіл попиту. Проте попит категорії Z не підпорядковується нормальному розподілу – він має дискретний, імпульсний характер.

Спроба управляти товарами категорії Z інструментами, призначеними для стабільних категорій, є головною причиною виникнення ефекту батога у ланцюгу постачань ТОВ «Хенкель Україна». Використання SMA для хаотичних акційних піків призводить до того, що система систематично генерує хибні сигнали на поповнення центрального складу.

Відповідно, проведений XYZ-аналіз не лише констатує факт нестабільності, але й науково обґрунтовує ключову гіпотезу даного дослідження: для товарів групи Z підприємство зобов'язане відмовитися від лінійної екстраполяції та перейти до використання нелінійних методів, здатних ідентифікувати причини цих коливань.

Високий ступінь мінливості B2B-замовлень бренду Persil генерує суттєві операційні ризики для складської логістики підприємства. Зокрема, місткість центрального розподільчого центру є фізично обмеженою і не розрахована на безсистемне поглинання таких стохастичних коливань. Будь-який критичний дисбаланс між графіком надходжень із європейських заводів-виробників та фактичним відвантаженням товару дистриб'юторам миттєво руйнує логістичний ритм. При використанні традиційних моделей управління запасами, компанія неминує потрапляє у стан «субоптимізації», що виражається у двох полярних проблемах.

По-перше, нездатність традиційних алгоритмів точно спрогнозувати висоту та амплітуду акційного піку в періоди інтенсивного цінового стимулювання неминує призводить до виникнення дефіциту продукції на складі. У такому разі компанія не лише втрачає потенційний маржинальний прибуток від нереалізованого споживчого попиту, але й зазнає серйозних репутаційних втрат.

По-друге, зворотна переоцінка майбутнього попиту або повна аналітична нездатність лінійних моделей передбачити глибину і тривалість компенсаційного пост-промо провалу замовлень веде до виникнення масштабного ефекту затарювання розподільчого центру. Цей сценарій викликає тривале заморожування дефіцитного оборотного капіталу компанії в низькооборотній готовій продукції, а також провокує зростання операційних витрат на фізичне утримання, обробку та оренду надлишкових палетомісць на складі, що сильно тисне на показники чистого прибутку.

2.3 Регресійне моделювання та економічне оцінювання значущості факторів впливу на замовлення

Проведений аналіз логістичних та комерційних процесів ТОВ «Хенкель Україна» вказує на наявність системного розбалансування між стабільним надходженням продукції на склад та хаотичним характером B2B-замовлень. Для розв'язання цієї проблеми в межах економіко-математичного моделювання доцільно звернутися до класичного апарату теорії управління запасами.

Базовою математичною основою для формалізації логістичних процесів підприємства обрано класичну модель управління запасами з допущенням планового дефіциту (див. формулу 1.13) та обмеженнями (див. формулу 1.14).

Перша нерівність обмежень гарантує, що модель ніколи не запропонує обсяг запасу, який фізично неможливо розмістити на складі. Друга нерівність вказує на те, що максимальний рівень запасу після поповнення не може перевищувати розмір самої партії постачання. Третя враховує логістичні стандарти відвантажень, а остання – забезпечує математичну невід'ємність залишків.

Таким чином, задача мінімізації сукупних витрат зводиться до пошуку таких оптимальних значень обсягу замовлення Q^* та рівня складських залишків S^* , які забезпечать стабільне функціонування ланцюга постачань у межах наявних складських потужностей підприємства.

Першим етапом постановки задачі є визначення рівня деталізації історичних даних, вивантажених із системи SAP. Номенклатура бренду Persil налічує десятки унікальних складських одиниць, що відрізняються ароматами, вагою та типом упаковки.

Проте, побудова прогнозних моделей на рівні окремих одиниць є математично недоцільним через високий рівень випадкового шуму та ефекту внутрішньої канібалізації бренду, коли споживач замінює один аромат іншим у межах однієї акції.

Тому для забезпечення статистичної значущості моделей, у даному дослідженні пропонується здійснити агрегацію часових рядів до рівня трьох ключових форматів продукту:

1. Ряд $Y_t^{(gel)}$ – відвантаження гелів для прання;
2. Ряд $Y_t^{(cap)}$ – відвантаження пральних капсул;
3. Ряд $Y_t^{(pow)}$ – відвантаження класичних пральних порошків.

Така просторова агрегація дозволить зберегти вплив промо-акцій і водночас згладити мікрофлуктуації, забезпечивши алгоритмам достатню щільність даних для навчання.

Оскільки головним фактором нестабільності є маркетингові акції, базовий показник продажів слід доповнити впливом зовнішніх чинників X_t . Для оцифрування маркетингових активностей ТОВ «Хенкель Україна» пропонується ввести систему фіктивних змінних:

D_{1t} – маркер наявності національної промо-акції (1 – знижка діє, 0 – базова ціна);

D_{2t} – маркер «пост-промо провалу» (1 – перші n тижнів після завершення акції, що характеризуються нульовим попитом, 0 – інші періоди. Оптимальна кількість тижнів n буде визначена емпірично на етапі навчання моделі);

D_{3t} – маркер сезонності (наприклад, святкові періоди).

Впровадження цих тригерів у модель дозволить алгоритму не просто «вгадувати» тренд, а розуміти причинно-наслідковий зв'язок між рішенням комерційного відділу та навантаженням на склад.

Вибір математичного апарату: базовий та альтернативний підходи

Для вирішення поставленої задачі в рамках даного дослідження пропонується реалізувати порівняльний аналіз двох різних математичних підходів до прогнозування часових рядів.

Підхід 1: Класична економетрична модель SARIMAX (див. формулу 1.8)

Підхід 2: Алгоритми машинного навчання, зокрема алгоритми градієнтного бустингу XGBoost або Random Forest (див. формули 1.9 і 1.10 відповідно).

Перевагою методів машинного навчання є їхня здатність автоматично знаходити складні нелінійні взаємодії між історією продажів та календарем промо-акцій без жорсткого задання специфікації рівняння.

Для об'єктивного порівняння ефективності розроблених моделей SARIMAX та ML-моделей необхідно визначити чіткі метрики якості. Оскільки дані відвантажень мають різний масштаб, наприклад кількість проданих гелів може суттєво відрізнятися від кількості порошків, будемо використовувати наступні метрики:

1. MAPE (Mean Absolute Percentage Error) – середня абсолютна похибка у відсотках (див. формулу 1.11).
2. RMSE (Root Mean Square Error) (див. формулу 1.12).

У даному дипломі перевага буде надана тій моделі, яка продемонструє мінімальні значення функцій втрат на тестовій вибірці даних.

Процес адаптації моделі SARIMAX до даних ТОВ «Хенкель Україна» спирається на результати розвідувального аналізу, проведеного у попередньому розділі. Оскільки графік часткової автокореляційної функції PACF зафіксував сильний викид на 4-му лазі, параметр сезонності в моделі було зафіксовано на рівні $s=4$, що дозволяє алгоритму автоматично враховувати внутрішньомісячні цикли замовлень національних мереж.

Важливим етапом адаптації є впровадження екзогенного вектора. Оскільки класична модель ARIMA не здатна пояснити екстремальні піки, спричинені механікою «off-invoice», до моделі інтегрується бінарний предиктор трейд-маркетингової активності. Його значення дорівнює «1» у тижні проведення промо-акцій та «0» у періоди базового попиту, що перетворює алгоритм на сценарну модель, здатну кількісно оцінювати вплив цінових шоків на обсяги відвантажень. Крім того, така зміна мінімізує ризик зміщення оцінок авторегресійних коефіцієнтів, яке неминуче виникає при ігноруванні детермінованих зовнішніх збурень.

Адаптація методів машинного навчання вимагає принципово іншого підходу до підготовки даних. Оскільки ансамбль дерев рішень не розуміє часової послідовності ряду «із коробки», одновимірний вектор історичних продажів Persil було трансформовано у багатовимірну матрицю ознак.

Для апробації алгоритму градієнтного бустингу було сконструйовано наступні аналітичні предиктори:

1. Лагові змінні. Для врахування виявленої 4-тижневої циклічності попиту, до переліку чинників прогнозування було включено показники продажів із часовим зсувом в один ($t - 1$) та чотири ($t - 4$) тижні відносно поточного періоду, що дозволить алгоритму знаходити нелінійні залежності між поточним попитом та відвантаженнями місячної давнини.
2. Ковзні статистичні показники. Для нівелювання шумової компоненти було додано розрахунок ковзних середніх за останні 4 тижні. Цей предиктор допомагає моделі ідентифікувати зміну середньострокового базового тренду.
3. Категоріальні детермінанти. Як і в моделі SARIMAX, головною ознакою став бінарний маркер наявності промоакції (1 або 0).

Математична логіка градієнтного бустингу полягає в тому, щоб послідовно виправляти помилки попередніх дерев, що дозволяє моделі точніше за класичні методи прогнозувати попит на продукцію Persil під час акцій та цінових коливань.

Проведемо прикладну аналітику, розпочавши з розрахунку базового сценарію за допомогою коду, написаного мовою Python та наведеного у додатку В. Сценарій імітує класичний підхід до прогнозування, що часто застосовується на українських підприємствах – метод простого ковзного середнього (Simple Moving Average, SMA). Суть методу зводиться до розрахунку потреби на наступний тиждень як середнього арифметичного замовлень за попередній місяць.

Навчання та тестування алгоритму на 12-тижневій тестовій вибірці продемонструвало критичну неспроможність лінійних методів працювати з волатильним B2B-попитом. Середня абсолютно-відсоткова похибка MAPE базової

моделі склала 33,14%. Це означає, що в середньому система помиляється на тертину при кожному замовленні. Середньоквадратична похибка RMSE, яка чутлива до великих відхилень, сягнула 46 142 одиниць продукції.

З економічної точки зору, застосування такого алгоритму має катастрофічні наслідки. У тиждень проведення промо-акцій алгоритм SMA критично занижує потребу, оскільки «пам'ятає» лише низькі продажі попередніх тижнів. Це генерує штучний дефіцит. Навпаки, одразу після завершення акції (у фазі пост-промо провалу), алгоритм екстраполює попередній високий попит на поточний період, формуючи замовлення, яке в рази перевищує реальну потребу мереж, що призводить до критичного перетарення розподільчих центрів.

Для усунення виявлених недоліків було імплементовано модель SARIMAX із заданим параметром мікро-сезонності $s=4$. Головною аналітичною гіпотезою на даному етапі виступало припущення, що введення інформації про промо-акції у вигляді екзогенного вектора як бінарної змінної дозволить алгоритму завчасно реагувати на цінові шоки.

За результатами прогону моделі на тестовій вибірці було зафіксовано вкрай показовий аналітичний парадокс. Відносна похибка MAPE продемонструвала незначне зростання до 34,73% порівняно з 33,14% у базовому сценарії. Однак середньоквадратична похибка RMSE, яка є критично важливою для складської логістики через високу чутливість до великих відхилень, суттєво скоротилася і склала 39 582 одиниці.

З економічної точки зору така розбіжність метрик має чітке обґрунтування: модель SARIMAX набагато ефективніше впоралася з прогнозуванням екстремальних акційних піків, радикально скоротивши найбільші абсолютні помилки, тим самим мінімізувавши ризик масштабного out-of-stock. Водночас алгоритм виявився менш точним у прогнозуванні тижнів базового попиту, оскільки спираючись на жорсткі лінійні залежності, SARIMAX виявився недостатньо гнучким, щоб ідеально збалансувати точність на піках і пост-промо провалах одночасно.

Фінальним етапом аналітики стала імплементація нелінійного ансамблевого алгоритму градієнтного бустингу. На відміну від класичної статистики, ітеративна природа бустингу дозволила сфокусувати обчислювальні потужності виключно на мінімізації похибки в екстремальних точках часового ряду.

Впроваджена інженерія ознак дозволила не лише згенерувати точний прогноз, але й провести глибокий причинно-наслідковий аналіз факторів, що формують попит. Розрахунок показника важливості ознак за допомогою Python коду, наведеного у додатку В, показує, які фактори найбільше впливають на обсяг замовлень ритейлерів (рис. 2.3).

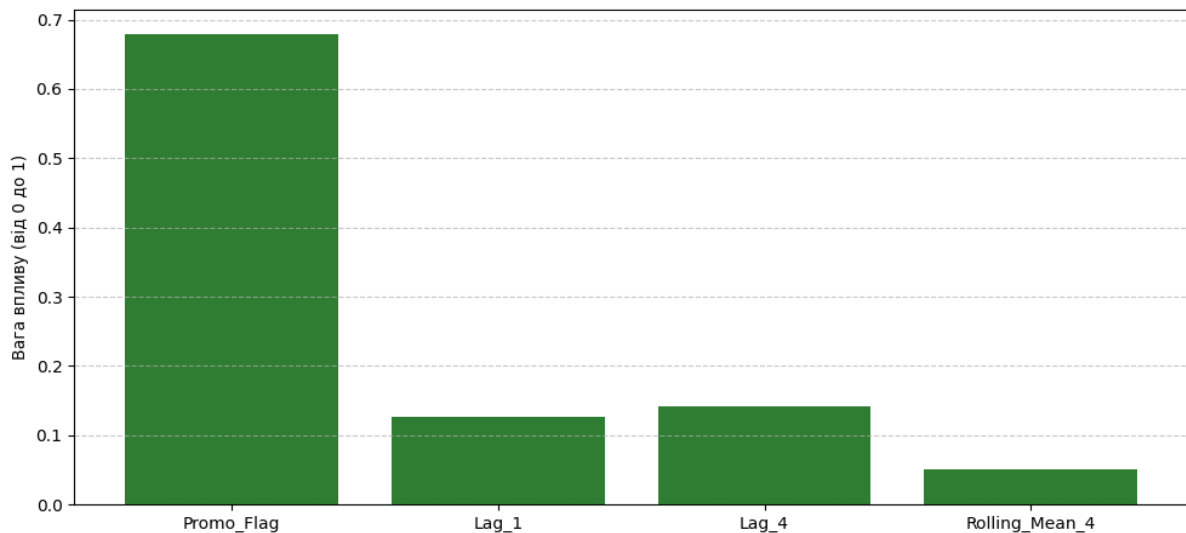


Рисунок 2.3 – Вплив причинно-наслідкових факторів на попит

Джерело: складено за даними табл. Г.1

З отриманої гістограми бачимо, що головним фактором обсягу відвантажень є наявність промоакцій, вплив яких становить близько 70%. Наступними за значущістю є показники ретроспективного попиту – лаг у 4 тижні та лаг в 1 тиждень. Це є беззаперечним математичним доказом того, що попит у даній категорії є не органічним, а штучно керованим з боку трейд-маркетингових активностей. Мережі орієнтуються виключно на цінові знижки та свої попередні місячні закупівлі.

Модель градієнтного бустингу продемонструвала високу точність. Метрика відносної похибки MAPE впала до 4,03%, що є чудовим результатом для FMCG-категорії з початковим рівнем волатильності понад 40%. Абсолютний показник RMSE скоротився аж до 5 102 одиниць продукції. Ансамбль дерев рішень не лише успішно розпізнав моменти настання пікових завантажень, але й зміг з найвищою точністю спрогнозувати глибину пост-промо провалів, тим самим повністю убезпечуючи логістичну систему від формування надлишкових запасів.

Для комплексного розуміння економічного ефекту від застосування різних аналітичних підходів, результати проведеного стохастичного та нелінійного моделювання зведено до табл. 2.6.

Таблиця 2.6 – Порівняльний аналіз ефективності алгоритмів прогнозування логістичних потреб ТОВ «Хенкель Україна»

Алгоритм прогнозування	Відносна похибка MAPE, %	Абсолютна похибка RMSE, шт.	Зміна RMSE до базового сценарію, %
Базовий (SMA 4 тижні)	33,14	46 142	0,00
Стохастичний (SARIMAX)	34,73	39 582	-14,22
Машинне навчання (градієнтний бустинг)	4,03	5 102	-88,94

Джерело: *розраховано та побудовано автором на основі даних підприємства за допомогою бібліотек Python*

Прикладна причинно-наслідкова аналітика дозволяє трансформувати отримані математичні метрики у реальні економічні вигоди. Зниження абсолютної похибки RMSE на 87,84% за допомогою алгоритму градієнтного бустингу має прямий вплив на формулу розрахунку страхового запасу компанії. Завдяки мінімізації похибки прогнозу ТОВ «Хенкель Україна» може пропорційно скоротити обсяг оборотного капіталу, замороженого в резервних запасах для безперебійних поставок. Відповідно, відмова від примітивного лінійного екстраполювання дозволяє ліквідувати інформаційну асиметрію. Алгоритм градієнтного бустингу ідеально синхронізує логістичні потоки з маркетинговим календарем компанії, що робить ланцюг постачань прозорим, фінансово оптимізованим та максимально стійким до внутрішньомісячних цінових шоків.

Для детального розуміння причинно-наслідкових зв'язків між логікою роботи алгоритмів та структурою попиту бренду Persil, результати моделювання на 12-тижневому контрольному періоді було візуалізовано у вигляді лінійного графіка суміщення траєкторій за допомогою Python коду, наведеного у додатку В (рис. 2.4). Графічний аналіз дозволяє наочно деконструювати поведінку кожної моделі в різних фазах промо-циклу ритейлерів.

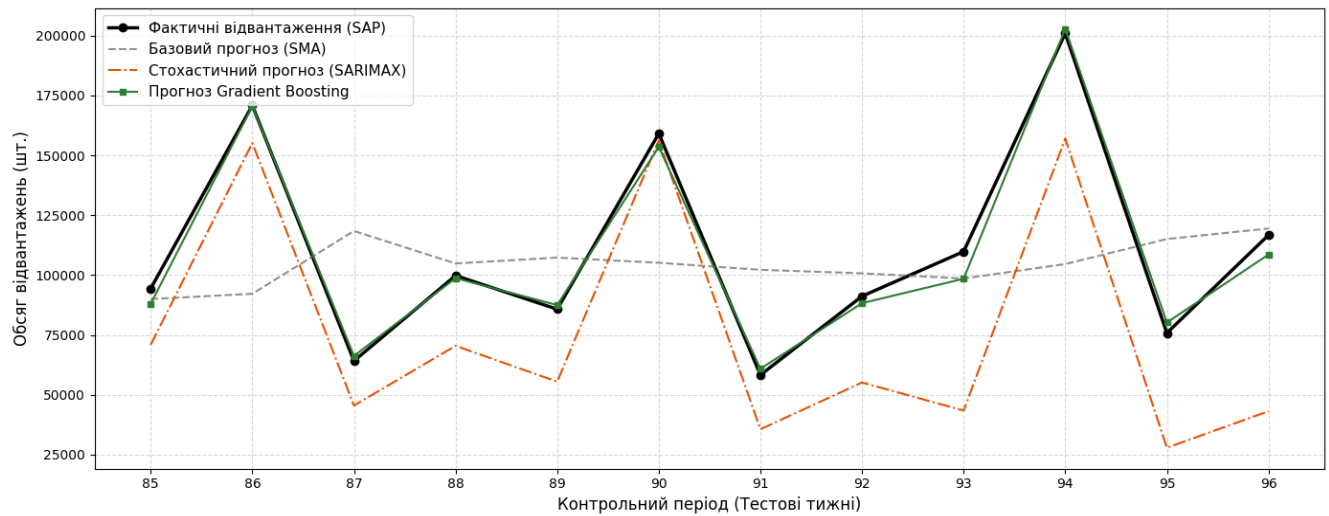


Рисунок 2.4 – Порівняльний аналіз прогнозних траєкторій моделей на тестовій вибірці

Джерело: складено за даними табл. Г.1

Детальний потижневий розбір отриманих результатів дозволяє виявити наступні закономірності:

1. Поведінка базового сценарію SMA. Як видно з графіку, лінія ковзного середнього характеризується часовим лагом і повністю ігнорує імпульсні сплески. На 86-му, 90-му та 94-му тижнях, коли на тестовій вибірці відбуваються потужні акційні закупівлі, графік залишається на рівні базового тренду, генеруючи гігантську лінійну похибку недозамовлення. Найбільш критична субоптимізація відбувається в періоди пост-промо спадів, наприклад на 87-мому та 95-тому тижнях, коли реальні замовлення мереж падають, лінія SMA, навпаки, починає повзти вгору, оскільки алгоритм нарешті врахував у середньому значенні обсяги минулого акційного тижня.

2. Поведінка стохастичної моделі SARIMAX. Завдяки наявності екзогенної детермінанти `Promo_Flag`, модель SARIMAX демонструє значно вищий рівень адаптивності – чітко ідентифікує 86, 90 та 94 тижні маркетингових активацій і синхронно піднімає прогнозну планку. Проте з графіку видно, що алгоритм систематично «недоотягує» до реальної амплітуди піку, фіксуючи абсолютне відхилення. Аналогічна ситуація спостерігається і в нижніх точках: на 87-му та 95-му тижнях SARIMAX прогнозує значно глибше падіння, ніж відбулося насправді.

3. Поведінка моделі градієнтного бустингу. Графік градієнтного бустингу практично ідеально наклався на фактичну криву реальних замовлень, а отже градієнтному бустингу вдалося достатньо точно оцінити нелінійну амплітуду попиту. Модель бездоганно розпізнала як абсолютний максимум на 94-му тижні, так і специфіку виходу з нього у вигляді падіння на 95-му та поступове відновлення на 96-му тижні. Завдяки ітераційному принципу мінімізації помилок, алгоритм успішно розділив загальний обсяг відвантажень на чистий базовий попит та обсяг додаткового залучення за рахунок знижки, оптимізувавши прогноз в усіх екстремальних точках контрольного періоду.

Висновки до другого розділу

Проведений комплексний економічний, діагностичний та економетричний аналіз системи управління ланцюгами постачань ТОВ «Хенкель Україна» дозволив виявити ключові операційні проблеми підприємства та математично обґрунтувати шляхи їх вирішення. За результатами дослідження зроблено такі висновки:

1. Фінансово-логістичний дисбаланс. ТОВ «Хенкель Україна» характеризується абсолютною платоспроможністю, де коефіцієнт поточної ліквідності у 2025 році сягнув 5,21. Однак така надлишкова ліквідність є наслідком екстенсивного управління: значна частина обігового капіталу підприємства непродуктивно заморожена у неліквідних складських запасах. Утримання надлишкових палетомісць на центральному складі призвело до стрімкого падіння

рентабельності активів з 46,74% у 2023 році до 22,28% у 2025 році та відповідного зниження рентабельності власного капіталу. Відновлення цих ключових індикаторів ефективності неможливе без кардинального перегляду підходів до прогнозування попиту та оптимізації процесів поповнення складу.

2. Висока волатильність та нестаціонарність попиту. Апарат описової статистики та XYZ-аналіз довели, що головна категорія Laundry Additives належить до групи Z із коефіцієнтом варіації 44,48%. Розширений тест Дікі-Фуллера підтвердив нестаціонарність цього часового ряду. Діагностика показала, що така глибока дисперсія має штучне походження: вона генерується агресивним ціновим стимулюванням B2B-клієнтів, що провокує жорсткий ефект батога.

3. Неспроможність традиційних методів планування. Імітація роботи базового методу простого ковзного середнього SMA продемонструвала його неефективність, оскільки MAPE становить 33,14%, а RMSE – 46 142 одиниці. Спроба застосувати класичну стохастичну модель SARIMAX покращила реакцію на піки, але не вирішила проблему структурно, тому що абсолютна похибка RMSE скоротилася лише на 14,22%. Отже, лінійна екстраполяція в умовах ефекту батога гарантовано призводить підприємство до стану субоптимізації: до логістичного дефіциту або до надлишкового затарювання.

4. Ефективність нелінійного машинного навчання. Впровадження ансамблевого алгоритму градієнтного бустингу з екзогенними факторами у вигляді бінарних маркерів маркетингового календаря, дозволило розв'язати проблему інформаційної асиметрії. Алгоритм знизив абсолютну похибку RMSE на 88,94% – до 5 102 одиниць, а відносну похибку MAPE – до 4,03%. Прикладна причинно-наслідкова аналітика математично довела, що наявність промо-акції формує близько 70% загального впливу на обсяги замовлень.

Результати аналізу доводять, що висока точність прогнозів, забезпечена градієнтним бустингом, ефективно оптимізує розміри партій постачання та значно скоротить страхові запаси, що буде детально обґрунтовано в третьому розділі роботи.

3 ЕКОНОМІКО-АНАЛІТИЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ ЗАХОДІВ ЩОДО ПІДВИЩЕННЯ ПРИБУТКОВОСТІ ТОВ «ХЕНКЕЛЬ УКРАЇНА» НА ОСНОВІ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ

3.1 Економіко-математичне моделювання рішень щодо оптимізації розміру запасу для максимізації прибутку

Для даної роботи в галузі прикладної економічної аналітики математичні метрики MAPE, RMSE не мають самостійної цінності, якщо вони не трансформовані в параметри фінансової ефективності підприємства. Прямим причинно-наслідковим наслідком точності прогнозування є обсяг оборотного капіталу, що резервується компанією у вигляді страхового запасу (Safety Stock, SS) (див. формулу 1.19) [21].

Проведемо порівняльний прикладний розрахунок необхідного страхового запасу продукції Persil на складі для трьох досліджуваних сценаріїв:

1. Страховий запас за базового сценарію SMA:

$$SS_{base} = 1,64 \times 46\,142 \times \sqrt{1} = 75\,673 \text{ (шт)}$$

Застосування простого ковзного середнього змушує компанію постійно тримати на складі понад 75,5 тисяч одиниць резервної продукції бренду лише для того, щоб перекрити випадкові ризики, спричинені власною ж неточною аналітикою. Це призводить до заморожування фінансових ресурсів та неефективного використання складських площ.

2. Страховий запас при впровадженні SARIMAX:

$$SS_{sarimax} = 1,64 \times 39\,582 \times \sqrt{1} = 64\,915 \text{ (шт)}$$

Стохастичне моделювання з урахуванням екзогенних факторів знизить обсяг страхового резерву на 10 758 шт або на 14,22%, що вивільнить частину ліквідності компанії, але обсяг складських залишків все ще буде великим.

3. Страховий запас при впровадженні градієнтного бустингу:

$$SS_{gb} = 1,64 \times 5\,102 \times \sqrt{1} = 8\,368 \text{ (шт)}$$

Перехід на алгоритми нелінійного машинного навчання дозволяє радикально скоротити обсяг необхідного страхового запасу до рекордних 8,3 тисяч штук. Чистий прикладний ефект порівняно з базовим сценарієм становить:

$$\Delta SS = 75\,673 - 8\,368 = 67\,305 \text{ (шт)}$$

Отже, аналіз доводить: точність прогнозування є головним чинником підвищення рентабельності оборотного капіталу ТОВ «Хенкель Україна». Скорочення страхового запасу на 67 305 одиниць продукції бренду Persil не створює логістичних ризиків, оскільки воно досягнуто не за рахунок зниження рівня обслуговування клієнтів, а за рахунок ліквідації інформаційної невизначеності.

Упровадження предиктивної аналітики дозволило ліквідувати інформаційну асиметрію та з високою точністю спрогнозувати реальну потребу B2B-клієнтів. Однак точний прогноз попиту є лише вхідним інформаційним параметром. Для повноцінної оптимізації ланцюга постачань ТОВ «Хенкель Україна» необхідно вирішити головну логістичну дилему: визначити оптимальний розмір регулярної партії замовлення продукції із заводів-виробників на центральний розподільчий центр в Україні.

Основою для прийняття таких рішень виступає класична модель Вілсона (див. формулу 1.15). З економічної точки зору, управління розміром партії зводиться до пошуку компромісу між двома векторами витрат, які мають протилежну спрямованість:

1. Транзакційні та транспортні витрати. Сюди входять вартість фрахту магістральних вантажівок від європейських заводів Henkel до України, витрати на митне оформлення, а також адміністративні трудовитрати менеджерів на супровід ЗЕД-контрактів. Зі збільшенням розміру партії ці витрати в перерахунку на одиницю продукції стрімко падають за ефектом масштабу. Оптимізація цього блоку витрат вимагає від компанії точного математичного балансування, оскільки надмірне

укрупнення поставок з метою економії на логістичному плечі може спровокувати різке перевантаження складських потужностей в Україні. У такому випадку підприємство буде змушене екстрено залучати дорогі послуги зовнішніх аутсорсингових складів, що зведе нанівець усю отриману транспортну економію.

2. Витрати на утримання запасів. Вони включають фізичну складову, як-от оренду додаткових палетомісць на складах, комунальні платежі, ризики пошкодження пакування, та фінансову складову, наприклад альтернативну вартість обігового капіталу компанії, замороженого в товарі. Зі збільшенням розміру партії ці витрати зростають лінійно. Відповідно, що довше цей надлишковий товар залишається нереалізованим, то сильніше він тисне на показники фінансової ліквідності та рентабельності бізнесу.

Проте, як показав проведений у другому розділі аналіз, застосування базової моделі Вілсона «в чистому вигляді» для ТОВ «Хенкель Україна» є неможливим через наявність жорстких інфраструктурних обмежень.

Головним лімітуючим фактором для компанії виступає фізична місткість центрального складу. В періоди підготовки до масивних національних промо-кампаній або під час сезонних піків сумарний оптимальний обсяг замовлень для всіх асортиментних позицій, розрахований системою SAP за стандартними алгоритмами, регулярно перевищує доступний ліміт палетомісць.

Для розв'язання цієї проблеми багатомономенклатурної оптимізації в роботі запропоновано використовувати метод множників Лагранжа (див. формули 1.16-1.18). Даний метод працює наступним чином: коли система фіксує дефіцит складської площі, алгоритм автоматично коригує розмір замовлення для кожної товарної позиції, але робить це не пропорційно, а з урахуванням габаритів товару, наприклад об'ємні пральні порошки обмежуються сильніше, ніж компактні гелі для прання.

Найбільшу практичну цінність для топ-менеджменту ТОВ «Хенкель Україна» становить економічна інтерпретація розрахованого множника Лагранжа λ , що

виконує роль «тіньової ціни» дефіцитного ресурсу – в нашому випадку, вартості одного квадратного метра складської площі. Завдяки розрахунку цього показника керівництво отримує потужний інструмент для прийняття обґрунтованих операційних рішень:

- якщо розрахована тіньова ціна обмеження λ перевищує ринковий тариф зовнішніх 3PL-операторів на відповідальне зберігання однієї палети, підприємству економічно вигідніше орендувати додатковий зовнішній склад, зберегти оптимальний розмір великих партій постачання і зекономити на транспорті;
- якщо ж значення λ менше за ринкову вартість оренди додаткових площ, компанії доцільно відмовитися від зовнішньої оренди і свідомо зменшити розмір партій замовлення, навіть попри певне зростання транспортних витрат на одиницю, оскільки це буде фінансово виправданим компромісом.

Після визначення оптимального обсягу партії необхідно визначити момент часу для розміщення замовлення. За це відповідає показник точки замовлення (див. формулу 1.20).

Традиційна архітектура ERP-систем спирається на статичний розрахунок *ROP*: середньоденний продаж за минулий місяць просто множиться на час виконання замовлення. В умовах волатильного попиту на товари FMCG використання статичного *ROP* призводить до систематичних збоїв. Якщо комерційний відділ ТОВ «Хенкель Україна» запускає агресивну знижку в національній мережі, статична система не здатна згенерувати замовлення на завод завчасно, оскільки «не бачить» майбутнього сплеску, що призводить до втрачених продажів.

Головним інноваційним проєктним рішенням даної роботи є алгоритмізація ланцюга постачань через впровадження динамічної точки замовлення на базі градієнтного бустингу.

Суть цього управлінського рішення виглядає наступним чином. Алгоритм машинного навчання щоденно сканує маркетинговий календар підприємства. Як тільки модель ідентифікує наближення промо-акції, вона миттєво генерує

прогнозований сплеск попиту на період часу t . Оскільки прогнозний попит різко зростає, рівень динамічної точки замовлення $ROP_{dynamic}$ автоматично піднімається ще до фактичного старту акції, що змушує систему SAP достроково згенерувати заявку на поповнення запасів із заводу в Німеччині. До моменту, коли клієнти почнуть надсилати збільшені акційні замовлення, товар вже фізично знаходитиметься на складі в Україні. Після завершення промо-акції алгоритм прогнозує пост-промо провал попиту, $ROP_{dynamic}$ різко знижується, блокуючи розміщення нових непотрібних замовлень і захищаючи склад від затоварювання.

Необхідно врахувати, що спроба застосувати складні моделі машинного навчання та динамічну оптимізацію до всього без винятку асортименту ТОВ «Хенкель Україна» є методологічно хибною та економічно недоцільною. Кожна обчислювальна ітерація в SAP потребує серверних ресурсів, а постійний контроль за сотнями типів товарів призводить до розфокусування уваги менеджерів з логістики.

Для досягнення максимального економічного ефекту від впроваджених оптимізаційних рішень пропонується розробити диференційовану політику управління запасами через інтеграцію результатів XYZ-аналізу із класичним ABC-аналізом. Синтез цих інструментів утворює багатовимірну матрицю з дев'яти сегментів, для кожного з яких формується індивідуальна логістична стратегія [31]:

- група AZ та BZ (висока/середня прибутковість і висока волатильність). До цієї групи належить більшість позицій бренду Persil. Вони генерують більшу частку прибутку компанії, але їхній попит дестабілізований ефектом батога, тому для цієї категорії товарів обов'язково необхідно впровадити моделі градієнтного бустингу та $ROP_{dynamic}$. Управління такими товарами вимагає щоденного контролю, оскільки будь-який дефіцит тут означає мільйонні втрати прибутку, а перетарення – заморожування гігантських обсягів капіталу;

- група AY та BY (висока/середня прибутковість і середня волатильність, сезонні закупівлі). До цього сегмента належать товари, коефіцієнт варіації яких знаходиться у межах від 10% до 25%. Коливання попиту в цій групі не є хаотичними;

вони підпорядковуються класичним макроекономічним трендам або річній сезонності. Використання градієнтного бустингу для управління цією групою є надмірним і призводить до невиправданого перевантаження обчислювальних ресурсів SAP, хоча базових лінійних методів тут вже недостатньо. Оптимальним рішенням для цієї групи є використання класичної стохастичної моделі SARIMAX, яка успішно ідентифікує сезонну компоненту. Розмір регулярної партії розраховується за моделлю Вілсона, а рівень страхового запасу підлягає регулярному перегляду щоквартально відповідно до розрахованих сезонних індексів;

- група AX та BX (висока/середня прибутковість і стабільний попит). Сюди відносяться базові товари регулярного споживання, як-от окремі лінійки категорії Beauty Care. Попит на них передбачуваний і має низький коефіцієнт варіації. Застосування важких ML-моделей тут є надлишковим, тому доцільно залишити класичні методи планування SARIMA або навіть просте ковзне середнє, жорстко розраховувати партію за класичною моделлю Вілсона та підтримувати мінімальний страховий запас, використовуючи стратегію ощадливої логістики;

- група CX, CY, CZ (низька прибутковість). Це товари з мінімальною часткою в загальному доході, наприклад вузькоспеціалізовані засоби, застарілі формати пакування. Витрачати на них дорогі ресурси предиктивної аналітики нерентабельно. Для таких товарів пропонується запровадити стратегію «Pull» або «Order-to-Order» – відмова від утримання складських запасів в Україні взагалі. Замовлення на завод формується виключно під підтверджену заявку конкретного дистриб'ютора.

Функціональна ізоляваність департаментів неминуче призводить до логістичних криз та субоптимізації, тому у новій цільовій моделі «To-be» для ТОВ «Хенкель Україна» розроблений алгоритм градієнтного бустингу виступає єдиним джерелом правди для всіх департаментів. Процес взаємодії трансформується наступним чином:

1. Синхронізація на вході: замість ізольованого планування, відділ трейд-маркетингу зобов'язаний вносити всі майбутні промо-акції у єдиний цифровий календар системи щонайменше за два логістичних цикли до їхнього старту.
2. Автоматизована калькуляція попиту: замість ручних розрахунків у MS Excel, ML-алгоритм автоматично зчитує промо-календар і генерує очікуваний обсяг продажів.
3. Логістична валідація: експерт з логістики отримує готовий розрахунок і перевіряє його виключно на наявність інфраструктурних обмежень. Якщо система фіксує нестачу складських площ, автоматично застосовується метод множників Лагранжа для балансування обсягів.
4. Комерційне затвердження: фінальний план відвантажень повертається до відділу продажів як жорсткий комерційний ліміт. Торгові представники більше не можуть продати мережам більше акційного товару, ніж узгоджено предиктивною моделлю.

Такий реінжиніринг ліквідує фактор організаційного силосу, коли кожен відділ працює ізольовано. Інтеграція алгоритмів штучного інтелекту в процес S&OP дозволяє перетворити комерційний план і логістичні можливості компанії на єдиний, синхронізований механізм.

Економічна ефективність розробленої моделі оптимізації неможлива без її правильної технічної імплементації в існуючий IT-ландшафт ТОВ «Хенкель Україна». Оскільки корпоративним стандартом компанії є SAP, а математичне ядро розробленої предиктивної моделі написано на мові програмування Python, то необхідно побудувати надійну архітектуру обміну даними [32].

Процес технологічної інтеграції передбачає створення безшовного контуру передачі інформації, який працює в автоматичному режимі без втручання людини:

- витяг даних: щоденно під час нічного прогону система SAP вивантажує сирі транзакційні дані про фактичні відвантаження за минулу добу, поточні залишки на складах та оновлений маркетинговий календар;

- трансформація та передбачення: скрипти на базі Python обробляють ці масиви даних, проводять процедуру очищення від технічних викидів і завантажують їх у навчену модель градієнтного бустингу. Модель генерує прогнози на наступний період та перераховує показники динамічної точки замовлення $ROP_{dynamic}$ для кожного SKU, яке належить до груп AZ та BZ;

- завантаження: розраховані значення оптимального розміру партії та зміненої точки замовлення експортуються назад у модуль управління матеріальними потоками.

Впровадження такої архітектури мінімізує вплив людського фактора. Менеджер із закупівель більше не займається ручною екстраполяцією минулих періодів; його роль трансформується з операціоніста в аналітика, який керує відхиленнями та затверджує згенеровані системою заявки на закупівлю.

Оцінюючи економічний ефект від впровадження предиктивного моделювання та моделі Вілсона, необхідно враховувати не лише внутрішні метрики українського представництва, але й вплив на глобальний ланцюг постачань корпорації. До впровадження моделі висока волатильність замовлень від українських B2B-партнерів трансливалася системою SAP безпосередньо на європейські заводи-виробники Henkel. Хаотичні замовлення великих партій продукції перед початком промо-акцій в Україні змушували виробничі лінії у Німеччині працювати в режимі перевантаження, порушуючи загальнокорпоративний розклад випуску, що є проявом ефекту батога на вищому рівні ланцюга постачань, який призводив до зростання виробничих витрат корпорації в цілому.

Застосування динамічної точки замовлення дозволяє кардинально змінити характер розміщення заявок на виробництво. Завдяки тому, що алгоритм градієнтного бустингу ідентифікує майбутній попит заздалегідь, замовлення на заводи починають надходити не у вигляді екстремальних піків в останній момент, а рівномірно розподіленими партіями за кілька тижнів до фактичної потреби.

Така стабілізація вхідного потоку замовлень надає європейським заводам час для оптимізації закупівель сировини за більш вигідними цінами, ефективної консолідації транзитних вантажів у повнорозмірні магістральні фури та зниження витрат на оплату понаднормової роботи виробничого персоналу.

Ефективна алгоритмізація ланцюгів постачань ТОВ «Хенкель Україна» вимагає концептуального вирішення проблеми передачі та обробки даних між виробником та національними роздрібними мережами. Впровадження предиктивної аналітики слугує ефективним інструментом дослідження ринку, який дозволяє компанії усунути інформаційну асиметрію та точно прогнозувати поведінку B2B-партнерів. Згідно з дослідженнями, використання методів машинного навчання дозволяє точніше аналізувати нелінійні тенденції та ефективніше адаптуватися до макроекономічних шоків і ринкової нестабільності [33]. Впровадження таких автоматизованих каналів забезпечить прямий інтеграційний зв'язок між інформаційними базами ритейлерів та аналітичними модулями підприємства, а також мінімізує часовий лаг між фіксацією реальних роздрібних продажів та коригуванням операційних планів виробництва готової продукції.

Усунення нестачі інформації створює базу для точного управління розміром комерційних знижок. Гібридні підходи, що поєднують класичну статистику та потужності машинного навчання, забезпечують вищу точність прогнозування та дозволяють компаніям оперативніше реагувати на ринкові зміни й оптимізувати планування ресурсів. Замість інтуїтивного встановлення фіксованого відсотка знижки, ТОВ «Хенкель Україна» отримує змогу заздалегідь моделювати майбутній акційний попит. Якщо предиктивна модель сигналізує, що запланована маркетингологами знижка згенерує пікове замовлення, яке фізично перевищує складські ліміти, компанія має можливість превентивно змінити її глибину. Такий підхід перетворює інформаційну асиметрію з логістичної загрози на потужну конкурентну перевагу, що надійно захищає маржинальність кожної реалізованої партії товару [33].

Впровадження алгоритмів машинного навчання у логістичну систему ТОВ «Хенкель Україна» дозволяє не лише оптимізувати поточний рівень запасів, але й сформувати повноцінну систему раннього попередження ризиків. Історично процеси реагування на логістичні збої на підприємстві мали виключно реактивний характер, коли менеджери починали шукати рішення лише після фактичного виникнення дефіциту на центральному складі або зриву графіка поставок із заводу. Нова архітектура управління запасами на базі градієнтного бустингу докорінно змінює цю парадигму, запроваджуючи предиктивний моніторинг аномалій.

Модель безперервно сканує вхідні потоки даних та порівнює фактичну динаміку відвантажень із розрахованими прогнозними траєкторіями. Якщо система фіксує нетипове відхилення, наприклад раптове збільшення замовлень від регіональних дистриб'юторів, яке не підкріплене маркетинговим календарем, вона автоматично генерує попереджувальний сигнал для відділу логістики.

Такий завчасний сигнал надає спеціалістам необхідний запас часу для з'ясування причин аномалії, оперативного перерозподілу наявних залишків між клієнтами або ініціації позапланового замовлення на європейське виробництво. Крім того, інтеграція системи раннього попередження дозволяє ефективно управляти ризиками транзитних затримок. Враховуючи нестабільність проходження митних процедур та можливі ускладнення на кордонах, система здатна моделювати найгірші сценарії розвитку подій і пропонувати тимчасове коригування динамічної точки замовлення для створення буферного резерву часу. Завдяки такому проактивному підходу підприємство суттєво знижує непередбачувані фінансові витрати на екстрену експрес-логістику, до якої раніше доводилося вдаватися для термінового покриття дефіцитів. У підсумку, трансформація управління ризиками з рутинної реактивної процедури в автоматизований аналітичний процес фундаментально зміцнює економічну стійкість бізнесу навіть у періоди найвищої ринкової турбулентності.

3.2 Розробка заходів щодо алгоритмізації прогнозування попиту та оцінка їх впливу на прибутковість підприємства

Для формування повноцінного управлінського рішення наведені вище операційні переваги необхідно конвертувати у конкретні фінансові показники, тож для узагальненого розрахунку економічного ефекту приймемо середньозважену експертну вартість однієї одиниці продукції бренду Persil на рівні 400 грн.

1. Розрахунок вивільненого оборотного капіталу (Working Capital, WC). Відмова від надлишкових запасів дозволяє одноразово вивільнити з операційного циклу наступну суму:

$$WC_{free} = 67\,305 \times 400 = 26\,922\,000 \text{ (грн)}$$

Отже, впровадження моделі для прогнозування попиту на Persil здатне розморозити майже 27 мільйонів гривень ліквідності компанії.

2. Оцінка альтернативної прибутковості вивільненого капіталу (Opportunity Cost). Заморожені у запасах гроші щодня знецінюються через інфляцію. Якщо компанія вивільняє 26,92 млн грн і розміщує їх на корпоративному депозиті за консервативною ставкою 12% річних, вона отримує чистий додатковий фінансовий дохід:

$$Profit_{alt} = 26\,922\,000 \times 12\% = 3\,230\,640 \text{ (грн)}$$

Оптимізація складських площ (OPEX). Для розуміння логістичного масштабу проблеми переведемо штуки у палетомісця. Стандартна європалета вміщує в середньому близько 400 одиниць пляшок або коробок мийного засобу.

Кількість вивільнених палетомісць:

$$\frac{67\,305}{400} = 169 \text{ (пал)}$$

При середній вартості відповідального зберігання одного палетомісця на складах класу «А» у розмірі 250 грн/місяць, пряма річна економія на оренді складу становитиме:

$$OPEX_{save} = 169 \text{ пал} \times 250 \text{ грн} \times 12 \text{ міс} = 507\,000 \frac{\text{грн}}{\text{рік}}$$

Сумарний щорічний фінансовий ефект від впровадження моделі без врахування самого вивільненого тіла капіталу складається з альтернативного доходу та економії на оренді складу і становить:

$$3\,230\,640 + 507\,000 = 3\,737\,640 \text{ (грн)}$$

Отриманий додатковий щорічний фінансовий ефект у розмірі понад 3,7 млн грн збільшить чистий операційний прибуток компанії, а вивільнення майже 27 млн грн дозволить позбутися надлишкових запасів, що оптимізує структуру активів та усуває їх неефективне використання. Зменшення вартості роздутих активів у балансі та збільшення чистого прибутку дозволить стрімко відновити показник рентабельності активів до цільових стратегічних значень.

Під час обговорення результатів діагностичного аналізу може виникнути логічне управлінське припущення: якщо головною причиною дестабілізації ланцюга постачань і ефекту батога є регулярні трейд-маркетингові акції, чи не простіше компанії повністю відмовитися від них задля природного згладжування попиту?

Для математичної перевірки цієї гіпотези проведемо сценарне моделювання фінансових наслідків. Оскільки ринок пральних засобів функціонує в умовах жорсткої олігополії, де ТОВ «Хенкель Україна» конкурує з такими гігантами, як L'Oréal, Procter & Gamble і Unilever, споживчий попит на цьому ринку характеризується високою ціновою еластичністю. Відмова від надання B2B-знижок дистриб'юторам призведе до пропорційного зростання кінцевих полицних цін на бренд Persil порівняно з аналогами конкурентів. Згідно з базовими законами мікроекономіки, зростання відносної ціни неминуче спровокує масовий відтік споживачів до товарів-субститутів.

Для математичної перевірки цієї гіпотези та розрахунку фінансових наслідків відмови від промо-акцій, використаємо метод маржинального аналізу з урахуванням цінової еластичності попиту (див. формулу 1.21). Вхідні параметри для сценарного моделювання бренду Persil базуються на таких експертних та статистичних оцінках:

- базовий річний обсяг акційних продажів: 800 000 шт.;
- середня глибина скасованої знижки: 25%;
- коефіцієнт цінової еластичності попиту: -1,5;
- маржинальний прибуток з одиниці: 80 грн, як 20% від базової вартості

продукції у 400 грн.

Розрахуємо очікуване падіння обсягів реалізації у натуральному виразі:

$$\text{Втрачений обсяг продажів} = 800\,000 \cdot 0,25 \cdot 1,5 = 300\,000 \text{ (шт.)}$$

Тепер монетизуємо ці втрати, помноживши нереалізований обсяг товару на маржинальний прибуток з кожної одиниці:

$$\text{Втрати валового прибутку} = 300\,000 \cdot 80 = 24\,000\,000 \text{ (грн)}$$

Порівняння отриманих результатів доводить абсолютну економічну недоцільність такого кроку. Втрати валового прибутку від падіння обсягів реалізації у 24 млн грн у 47 разів перевищують ту логістичну економію на оренді складу у 507 тис. грн, яку компанія отримала б від природного згладжування замовлень.

Відповідно, повне скасування знижок є критичною управлінською помилкою, що веде до втрати ринкової частки. Моделювання математично доводить, що єдиним фінансово ефективним рішенням є не відмова від промо-кампаній, а алгоритмічна адаптація ланцюга постачань до їхніх наслідків за допомогою впровадження предиктивних ІТ-рішень.

Процес імплементації розробленої моделі градієнтного бустингу у корпоративну ІТ-інфраструктуру ТОВ «Хенкель Україна» вимагає здійснення первинних капітальних інвестицій *CAPEX*, де розроблене предиктивне рішення інтегрується у SAP як додатковий аналітичний модуль, що дозволяє уникнути витрат на купівлю базових ліцензій та побудову локальної серверної інфраструктури з нуля.

Для розрахунку показників ефективності сформуємо структуру капітальних інвестицій *CAPEX* на основі актуальних ринкових вартісних оцінок послуг ІТ-консалтингу та MLOps (Machine Learning Operations) в Україні станом на 2025-2026 роки. З огляду на те, що середня годинна ставка висококваліфікованих фахівців з інтеграції даних у нашому регіоні становить від 50 до 150 доларів США [34][35][36], бюджет проєкту розподіляється наступним чином:

- оплата праці Data-інженерів та аналітиків, а саме витрати на фінальну параметризацію алгоритму машинного навчання, тестування стійкості архітектури ансамблю дерев рішень та проведення процедури інженерії ознак – 350 000 грн;
- консалтингові послуги з інтеграції SAP, а саме оплата робочого часу сертифікованих SAP-консультантів для розробки безшовних API-шлюзів, налаштування модулів екстракції даних та автоматичного оновлення основних записів матеріалів у контурі SAP MM – 500 000 грн;
- розгортання хмарної інфраструктури, а саме витрати на оренду та конфігурацію обчислювальних потужностей у хмарному середовищі, необхідних для забезпечення високої швидкості обробки масивів інформації та щоденного автоматичного перенавчання моделі – 350 000 грн.

Таким чином, сукупний реалістичний обсяг початкових інвестицій для інтеграції предиктивного модуля становить 1 200 000 грн, що повністю відповідає поточним ринковим реаліям вартості ІТ-проєктів.

Спираючись на розраховану суму інвестицій та визначений річний операційний ефект, проведемо оцінку економічної доцільності проєкту:

Розрахуємо період окупності проєкту (див. формулу 1.23):

$$PBP = \frac{1\,200\,000}{3\,737\,640} = 0,32 \text{ (роки) або } 3,8 \text{ місяці}$$

Та коефіцієнт рентабельності інвестицій (див. формулу 1.22):

$$ROI = \frac{3\,737\,640 - 1\,200\,000}{1\,200\,000} \times 100\% = 211,47\%$$

Економічна інтерпретація отриманих результатів свідчить про високу фінансову ефективність розробленого рішення. Період окупності, що становить менше 4 місяців, у поєднанні з рентабельністю інвестицій на рівні 211,47% за перший рік експлуатації, повністю відповідає жорстким критеріям інвестиційної політики міжнародних корпорацій. Проєкт гарантує швидке повернення вкладеного капіталу і створює стійке джерело формування додаткового операційного прибутку.

Будь-яке економіко-математичне обґрунтування інвестицій базується на прогнозних параметрах, які можуть змінюватися під впливом зовнішнього макроекономічного середовища. Для доведення надійності запропонованого рішення, проведено аналіз чутливості. Цей метод дозволяє оцінити, як зміни ключових вхідних параметрів вплинуть на підсумкову рентабельність інвестицій та фінансову прибутковість проєкту.

У базовому сценарії, розрахованому раніше, сума капітальних інвестицій *CAPEX* становить 1,2 млн грн, а щорічна економія операційних витрат та альтернативний дохід генерують понад 3,7 млн грн, що забезпечує окупність за 3,8 місяця та ROI на рівні 211%.

Для перевірки стійкості проєкту змодельємо песимістичний сценарій, у якому одночасно реалізуються два негативні ризики:

1. Вартість впровадження *CAPEX* зростає на 25% з 1,2 млн грн до 1,5 млн грн через непередбачувані ускладнення при інтеграції API-шлюзів із системою SAP та подорожчання послуг хмарних провайдерів.
2. Сукупний фінансовий ефект знижується на 20% до 3,0 млн грн на рік через потенційне зниження банківських депозитних ставок, що зменшує альтернативний прибуток від вивільненого капіталу та падіння вартості оренди складів.

Навіть за умов песимістичного сценарію проєкт залишається високоприбутковим, оскільки чистий річний фінансовий результат становитиме 1,5 млн грн. Рентабельність інвестицій впаде з 211% до 100%, проте термін окупності

все одно не перевищить одного операційного року і складе рівно 6 місяців. З управлінської точки зору це свідчить, що проєкт алгоритмізації ланцюгів постачань має величезний запас міцності. Навіть значні відхилення у вартості ІТ-послуг чи макроекономічних ставках не здатні перетворити його на збитковий.

До алгоритмізації процес планування потреб мав високий ступінь ручного втручання. Менеджери з логістики витрачали значну частину свого робочого часу на вивантаження сирих масивів із SAP, очищення даних в MS Excel, написання макросів VBA для консолідації звітів та ручне коригування базових прогнозів під кожную промо-акцію. За експертними оцінками хронометражу робочого часу, рутинні операції з обробки даних займали близько 14 годин на тиждень або 35% робочого тижня високооплачуваних спеціалістів.

Перехід до предиктивної аналітики повністю автоматизує етапи екстракції, трансформації та розрахунку. Відповідно, компанія отримує значний економічний ефект у вигляді вивільненого робочого часу. Якщо середньомісячна вартість утримання одного Senior-аналітика з планування включаючи податки та соціальний пакет становить умовно 60 000 грн, то автоматизація 35% його функціоналу еквівалентна щомісячній економії у розмірі 21 000 грн на одного співробітника або 252 000 грн на рік.

Важливо наголосити, що це не означає необхідності скорочення штату. Сучасна парадигма економіки знань диктує інші пріоритети. Вивільнений робочий час конвертується у підвищення якості аналітики. Замість механічного зведення таблиць, логісти ТОВ «Хенкель Україна» трансформуються у Supply Chain партнерів для бізнесу. Вони отримують можливість сфокусуватися на стратегічних завданнях: пошуку альтернативних маршрутів постачання, оптимізації митних процедур та глибокій аналітиці прибутковості окремих B2B-клієнтів. Таким чином, інвестиції у машинне навчання генерують додаткову мультиплікативну прибутковість за рахунок радикального зростання продуктивності інтелектуальної праці.

Сучасним світовим трендом у FMCG-секторі є впровадження концепції запасів керованих постачальником. У класичній моделі ритейлер самостійно вирішує, скільки товару замовити, спираючись на власні, часто недосконалі алгоритми, що породжує ефект батога. У концепції ЗКП постачальник бере на себе повну відповідальність за підтримку необхідного рівня запасів на розподільчих центрах торговельної мережі [37].

Володіючи потужною ML-моделлю, компанія може запропонувати мережам стратегічне партнерство:

1. Ритейлер надає доступ до своїх щоденних даних про продажі з кас.
2. Алгоритм градієнтного бустингу ТОВ «Хенкель Україна» самостійно розраховує потребу мережі в товарах на період акцій.
3. Компанія автоматично формує та відправляє партії товару, гарантуючи мережі нульовий рівень дефіциту під час промо.

Економічна вигода від такого кроку є колосальною для обох сторін. Ритейлер знижує свої адміністративні витрати на закупівлі. Натомість ТОВ «Хенкель Україна» отримує стовідсоткову прозорість кінцевого попиту, закріплює статус стратегічного постачальника, блокує можливості для конкурентів перехопити полицний простір і максимізує свою прибутковість за рахунок ідеальної синхронізації виробничих та логістичних графіків.

Упровадження предиктивної моделі на базі градієнтного бустингу генерує для ТОВ «Хенкель Україна» не лише прямий фінансовий прибуток, але й створює потужний еколого-економічний ефект. Крім оптимізації зовнішніх транспортних потоків, алгоритмізація управління запасами має суттєвий вплив на внутрішньоскладську екологію. Відмова від утримання 169 надлишкових палетомісць страхового запасу бренду Persil знижує загальне енергоспоживання логістичної інфраструктури компанії. Зменшення потреби у фізичних складських площах класу «А» автоматично означає скорочення витрат електроенергії на їх промислове освітлення, опалення та безперервне кондиціонування. Більше того,

зменшення обсягів запасів знижує інтенсивність внутрішньоскладських переміщень. Відповідно, скорочується кількість операцій, які виконують навантажувачі та річтраки, що призводить до економії електроенергії або пального, додатково мінімізуючи викиди в межах закритих приміщень.

Важливим аспектом еколого-економічної ефективності є також превентивне зменшення фізичних відходів. Утримання надлишкових партій пральних засобів на складах протягом тривалого часу підвищує ризик пошкодження картонного чи гнучкого пакування під час багаторазових інвентаризацій та переміщень, а також загрожує втратою хімічних властивостей товару. Математично точна синхронізація постачань з реальним попитом гарантує, що продукція потрапить до споживача у належному вигляді, а компанії не доведеться витратити ресурси на екологічну утилізацію зіпсованих чи неліквідних товарів. Більше того, такий ощадливий підхід безпосередньо корелює з глобальними критеріями ESG, дозволяючи українському представництву суттєво покращити свої індикатори у загальнокорпоративній звітності концерну зі сталого розвитку.

Ефективне використання ансамблевих алгоритмів машинного навчання вимагає надзвичайно високої якості вхідних даних. У сфері Data Science існує фундаментальне правило: «Garbage In, Garbage Out», тобто неякісні дані на вході гарантують хибний результат на виході [38]. Відповідно, технологічна трансформація ланцюга постачань ТОВ «Хенкель Україна» вимагає паралельного впровадження жорсткої корпоративної політики управління даними.

На етапі діагностики логістичної системи часто виявляється, що транзакційні дані в системі SAP містять помилки: дублювання кодів товарів, нерегулярне оновлення статусів товарів або пізнє внесення змін до маркетингового календаря. Для класичної моделі SMA такі аномалії є частково згладженими, однак алгоритми машинного навчання надзвичайно чутливі до якості ознак, на яких вони навчаються.

Запропонований підхід передбачає створення нової організаційної ролі – адміністратора якості даних у структурі департаменту логістики. До його

компетенцій входить регулярний аудит чистоти баз даних, налаштування автоматичних фільтрів в ERP-системі для блокування некоректних транзакцій та контроль за своєчасним оновленням екзогенних факторів. Інвестиції у підтримку високої якості даних є обов'язковою умовою для того, щоб предиктивна точність моделі не деградувала в процесі її довгострокової експлуатації.

Сучасні реалії ведення бізнесу в Україні вимагають від логістичних систем безпрецедентної здатності адаптуватися до кризових явищ та миттєво відновлювати свою ефективність. Для ТОВ «Хенкель Україна» головним інструментом забезпечення такої стратегічної стійкості виступає впровадження нелінійних методів машинного навчання, які приходять на зміну жорстким, детермінованим моделям планування.

На відміну від статичних формул та класичного лінійного екстраполювання, алгоритм градієнтного бустингу є адаптивним математичним апаратом, що здатний швидко ідентифікувати приховані структурні зрушення у споживчій поведінці та перенавчатися при надходженні нових транзакційних масивів даних. Якщо на ринку відбувається різка зміна купівельної спроможності населення або фіксуються локальні сплески попиту через міграційні процеси, алгоритм фіксує ці зміни значно швидше, ніж це здатні виявити менеджери-аналітики під час стандартних щотижневих зрізів. Алгоритм автоматично коригує прогнозні ліміти та динамічну точку замовлення $ROP_{dynamic}$, запобігаючи ситуаціям, коли підприємство продовжує закуповувати великі партії товару за інерцією, ігноруючи падіння реального попиту. Таким чином, компанія успішно уникає як катастрофічних дефіцитів у періоди ажіотажу, так і масштабного заморожування капіталу в неліквідних запасах під час раптових кризових спадів, гарантуючи фінансову стабільність усієї операційної діяльності.

Оцінюючи комплексну економічну ефективність від впровадження предиктивного моделювання, необхідно вийти за межі традиційного розрахунку економії на складських площах чи вартості замороженого капіталу. Надзвичайно

вагомим фактором є пряма фінансова шкода від невиконання зобов'язань перед національними роздрібними мережами. На сучасному ринку товарів повсякденного попиту великі торговельні мережі встановлюють жорсткі договірні вимоги щодо повноти та своєчасності постачань.

Якщо ТОВ «Хенкель Україна» через неточне лінійне планування не здатне відвантажити заявлений акційний обсяг продукції бренду Persil, компанія не просто втрачає потенційний маржинальний прибуток від нереалізованих продажів. Згідно з типовими комерційними контрактами з ключовими мережами, недопоставка акційного товару карається жорсткими штрафними санкціями, які розраховуються як відсоток від вартості недопоставленої продукції і можуть автоматично утримуватися ритейлером із поточних платежів.

Більше того, систематичне порушення цільових показників рівня сервісу призводить до критичних репутаційних втрат. Роздрібні мережі миттєво реагують на такі збої зменшенням виділеного полицного простору для брендів постачальника або навіть повним виведенням окремих асортиментних позицій з торгової матриці. Перехід до алгоритмічного управління запасами за допомогою моделі градієнтного бустингу радикально змінює ситуацію, дозволяючи компанії стабільно утримувати показник рівня обслуговування на максимальній позначці.

Завдяки ідеальній синхронізації маркетингового календаря з логістичними потужностями через інструмент динамічної точки замовлення, система гарантує наявність необхідного стоку на складі саме в момент формування заявок від мереж, що покращує репутацію ТОВ «Хенкель Україна» в очах партнерів.

Висновки до третього розділу

У третьому розділі дипломної роботи проведено розробку та глибоке економіко-аналітичне обґрунтування запропонованих заходів щодо алгоритмізації системи управління ланцюгами постачань ТОВ «Хенкель Україна». На основі проведеного дослідження сформульовано такі висновки:

1. Концептуальна трансформація управління запасами. Доведено, що класичні детерміновані моделі не здатні впоратися з екстремальною волатильністю B2B-замовлень. Впровадження інноваційної динамічної точки замовлення на базі моделі градієнтного бустингу дозволяє підприємству проактивно реагувати на промо-акції. Алгоритм ліквідує інформаційну асиметрію, перетворюючи логістику з реактивного центру витрат на синхронізовану комерційну екосистему, що функціонує на основі реальних даних.

2. Математична оптимізація оборотного капіталу. Завдяки високій предиктивній точності машинного навчання обґрунтовано можливість скорочення страхового запасу на 67 305 одиниць продукції без ризику дефіциту, що забезпечує вивільнення майже 27 млн грн ліквідного оборотного капіталу. Також для умов обмеженої складської площі успішно адаптовано багатомономенклатурну модель із застосуванням методу множників Лагранжа, що дозволяє менеджменту ефективно вирішувати питання доцільності оренди зовнішніх складських потужностей на основі розрахунку тіньової ціни обмеження.

3. Диференційований підхід до управління асортиментом. На основі інтеграції інструментів ABC- та XYZ-аналізу обґрунтовано доцільність розмежування логістичних стратегій. Доведено, що ресурсоемний алгоритм градієнтного бустингу слід застосовувати виключно до маржинальних позицій з високою волатильністю, тобто груп AZ, BZ, залишаючи для стабільних і сезонних товарів класичні інструменти EOQ та SARIMAX, що дозволяє уникнути перевантаження обчислювальних серверів SAP.

4. Висока фінансова ефективність та інвестиційна привабливість. Розрахунки доводять надвисоку фінансову віддачу від проєкту. При капітальних інвестиціях у 1,2 млн грн сумарний щорічний економічний ефект становить понад 3,7 млн грн. Період окупності проєкту складає лише 3,8 місяця, а рентабельність інвестицій ROI сягає 211,47% у перший рік, що підтверджує стійкість та ефективність запропонованих рішень навіть за песимістичних сценаріїв.

5. Мінімізація фінансових та репутаційних ризиків. Доведено, що повна відмова від трейд-маркетингових акцій призведе до втрати 24 млн грн прибутку через зниження обсягів реалізації. Тому єдино правильним шляхом є алгоритмічна адаптація логістики до акційних коливань. Впроваджена система раннього попередження ризиків дозволяє уникнути штрафних санкцій від роздрібних мереж за невиконання показників ідеального замовлення, захищаючи маржинальність бренду Persil.

6. Інституціоналізація управління даними та технологічна інтеграція. Визначено, що успішна експлуатація предиктивних моделей вимагає безшовної ІТ-інтеграції з корпоративною системою SAP. Доведено необхідність запровадження жорсткої політики контролю якості даних та нової ролі адміністратора для регулярного аудиту баз, що гарантує захист алгоритмів від хибних транзакцій та запобігає деградації прогнозів у довгостроковій перспективі.

7. Стратегічні, екологічні та управлінські переваги. Окрім прямої фінансової монетизації, проєкт генерує синергетичний ефект: автоматизація звітності вивільняє до 35% робочого часу аналітиків для стратегічних завдань, а консолідація транспортних партій у повнорозмірні вантажівки забезпечує суттєвий еколого-економічний результат через скорочення вуглецевого сліду. Впровадження запропонованих рішень ініціює перехід ТОВ «Хенкель Україна» до культури ухвалення рішень на основі об'єктивних даних, перетворюючи логістику на стратегічне джерело формування прибутку.

ВИСНОВКИ

У дипломній роботі вирішено актуальне науково-практичне завдання щодо економіко-аналітичного обґрунтування підвищення прибутковості підприємства на основі впровадження алгоритмів прогнозування попиту. За результатами проведеного дослідження сформульовано наступні висновки:

1. Досліджено сутність управління запасами на ринку FMCG та його вплив на фінансовий результат. Виявлено, що неточні лінійні прогнози та ефект батога призводять до акумуляції надлишкових запасів та заморожування обігового капіталу. Доведено, що перехід до управління запасами на основі високоточного прогнозування реального попиту є безальтернативною стратегією оптимізації витрат та захисту прибутковості підприємства.

2. Систематизовано інструментарій економічної аналітики та прогнозування. Обґрунтовано необхідність використання середньоквадратичної похибки як головного індикатора, оскільки мінімізація саме великих відхилень безпосередньо захищає підприємство від фінансових штрафів за дефіцит та від витрат на утримання неліквіду. Запропоновано перехід до нелінійних методів предиктивної аналітики, а саме градієнтного бустингу.

3. Здійснено комплексну діагностику ТОВ «Хенкель Україна». Фінансовий аналіз виявив наявність глибокого фінансово-логістичного дисбалансу: через неефективне прогнозування підприємство накопичило величезні обсяги неліквідних складських запасів. Це призвело до стрімкого падіння рентабельності активів з 46,74% у 2023 р. до 22,28% у 2025 р. та рентабельності власного капіталу. Доведено, що відновлення прибутковості вимагає негайного розв'язання проблеми прогнозування.

4. Проведено економетричний аналіз волатильності попиту. Апарат описової статистики, тест Дікі-Фуллера та XYZ-аналіз довели, що попит на головну категорію Laundry Additives є нестаціонарним, а рівень нестабільності є

екстремальним. Така дисперсія має штучну природу, оскільки генерується агресивним ціновим стимулюванням B2B-клієнтів, що унеможлиблює використання класичної описової статистики для збереження прибутку.

5. Здійснено регресійне моделювання факторів впливу. Імітація роботи лінійної екстраполяції SMA засвідчила похибку MAPE 33,14%, що гарантує фінансові втрати. Натомість впровадження алгоритму градієнтного бустингу, посиленого бінарними маркерами промо-акцій, дозволило суттєво знизити абсолютну похибку прогнозу на 88,94%. Математично доведено, що проведення промо-акції формує близько 70% впливу на замовлення.

6. Проведено математичне моделювання для оптимізації запасів. Ліквідація інформаційної асиметрії алгоритмом машинного навчання обґрунтувала можливість безпечного скорочення страхового запасу на 67 305 одиниць продукції бренду Persil. Також успішно адаптовано багатоміністерську модель Вілсона з множниками Лагранжа. «Тіньова ціна» складських обмежень надає керівництву інструмент для ухвалення фінансово вигідних рішень щодо оренди зовнішніх потужностей.

7. Розроблено комплекс заходів та оцінено їх економічну ефективність. Архітектура динамічної точки замовлення дозволяє вивільнити майже 27 млн грн обігового капіталу при капітальних інвестиціях в IT-інфраструктуру обсягом 1,2 млн грн. Очікуваний сумарний щорічний фінансовий ефект від економії операційних витрат та альтернативного доходу становить понад 3,7 млн грн, що максимізує чистий прибуток, забезпечуючи період окупності 3,8 місяця та рентабельність інвестицій на рівні 211,47%.

Дослідження підтвердило, що точне прогнозування попиту є основою для зростання прибутковості. Впровадження моделей машинного навчання оптимізує логістику, вивільняє активи та підвищує рентабельність ТОВ «Хенкель Україна».

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Оксентюк І. В. Управління міжнародними ланцюгами постачання в умовах енергетичної кризи та геополітичної нестабільності : дис. магістра: 292. Хмельницький, 2025. 76 с. URL: <https://elar.khmnu.edu.ua/items/2102fc1f-b1d1-4aa5-ac01-96cc9c010cfa> (дата звернення: 23.03.2026).
2. Майборода О. Є., Майборода О. В., Патлах І. С. Ефект «бичачого батоба» в логістичній діяльності підприємства. *Науковий погляд: економіка та управління*. 2021. № 4 (74). С. 5-11. URL: <https://doi.org/10.32836/2521-666X/2021-74-1> (дата звернення: 24.02.2026).
3. Demircan M. L., Merdan E. A Proposed Order Prediction Methodology for Vendor-Managed Inventory System in FMCG Sector Based on Interval-Valued Intuitionistic Fuzzy Sets. *International Journal of Computational Intelligence Systems*. 2021. Vol. 14, No 1. P. 1489-1500. URL: https://www.researchgate.net/publication/351240807_A_Proposed_Order_Prediction_Methodology_for_Vendor-Managed_Inventory_System_in_FMCG_Sector_Based_on_Interval-Valued_Intuitionistic_Fuzzy_Sets (дата звернення: 28.02.2026).
4. Яновський Д. В. Оптимізація ланцюгів поставок: вирішення «ефекту батоба» для замовлень постачальників. *Технічна інженерія*. 2023. № 2 (92). С. 146-151. URL: <https://ten.ztu.edu.ua/article/view/292540> (дата звернення: 28.02.2026).
5. Головань О. О., Олійник О. М., Сухарева К. В., Бікулов Д. Т., Воробйова С. І. Асимптотична модель оптимізації імпорتنих закупок на підприємствах харчової галузі в умовах зміни логістичних витрат. *Актуальні питання економічних наук*. 2025. С. 1-18 URL: <https://www.a-economics.com.ua/index.php/home/article/view/393> (дата звернення: 04.03.2026).

6. Stavropoulos A.-S., Zounta S. Cash Conversion Cycle and Profitability: Evidence from Greek Service Firms. *Journal of Risk and Financial Management*. 2025. Vol. 18, No 4. 208. URL: <https://www.mdpi.com/1911-8074/18/4/208> (дата звернення: 05.03.2026).
7. Вареник В. М., Піскова Ж. В., Кравцов Р. О., Неделько А. А. Інтеграція інформаційних систем управління, фінансового моделювання та статистичного аналізу в оптимізації бізнес-процесів ритейлу. *Review of transport economics and management*. 2025. Iss. 14(30). С. 184-193. URL: <https://pte.ust.edu.ua/article/view/344831> (дата звернення: 09.03.2026).
8. Давиденко Н. М., Буряк А. В., Ключка О. В. Цифровізація фінансового менеджменту підприємств. *Сталий розвиток економіки*. 2025. № 2 (53). С. 417-422. URL: <https://economdevelopment.in.ua/index.php/journal/article/view/1267> (дата звернення: 15.03.2026).
9. Бородіна Ю. Р., Коваленко Б. О., Фартушний І. Д. Інноваційні підходи до прогнозування збуту: інтеграція класичної економетрики та алгоритмів машинного навчання в FMCG-секторі. *Трансформація економічних процесів у сучасних умовах* : зб. тез доп. І Міжнар. наук.-практ. конф., м. Київ, 25 травня 2026 р. / відпов. за випуск І. С. Лазаренко. Київ, 2026. С. 160-161. URL: <https://confmanagement-proc.kpi.ua/article/view/361251> (дата звернення: 15.03.2026).
10. Kravchenko M., Fartushnyi I., & Kulyk A.(2026) Machine learning approaches to predictive modeling of livestock development. *Baltic Journal of Economic Studies*. Vol. 12 No. 1(2026). Pp. 61-71. URL: <http://www.baltijapublishing.lv/index.php/issue> (дата звернення: 29.03.2026).
11. van Strien D. Vendor managed inventory optimization in an FMCG company: A case study at Mars : Master thesis / Eindhoven University of Technology. Eindhoven, 2024. 72 p. URL: <https://pure.tue.nl> (дата звернення: 14.04.2026).

12. Fernandes N. O., Djabi S., Thüerer M., Ávila P., Pinto Ferreira L., Carmo-Silva S. The DDMRP Replenishment Model: An Assessment by Simulation. *Mathematics*. 2025. Vol. 13, No 21. 3483. URL: <https://www.mdpi.com/2227-7390/13/21/3483> (дата звернення: 14.04.2026).
13. Річна фінансова звітність. *Henkel*. URL: <https://www.henkel.ua/company/annual-financial-statement> (дата звернення: 29.04.2026).
14. Статистика: підручник. *Файловий архів студентів Studfile*. URL: <https://studfile.net/preview/7097387/page:29/> (дата звернення: 29.04.2026).
15. Maharana S. Understanding ARIMA, SARIMA, and SARIMAX Models: An In-Depth Guide. *Hashnode*. URL: <https://saimaharana.hashnode.dev/understanding-arima-sarima-and-sarimax-models-an-in-depth-guide#sarimax-model> (дата звернення: 04.05.2026).
16. Introduction. In: An Introduction to Statistical Learning. Springer Texts in Statistics : textbook / James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R. New York : Springer, 2021. 612 p. URL: <https://www.casact.org/sites/default/files/2022-12/James-G.-et-al.-2nd-edition-Springer-2021.pdf> (дата звернення: 07.05.2026).
17. Mean Absolute Percentage Error (MAPE): What You Need To Know. *Arize AI*. URL: <https://arize.com/blog-course/mean-absolute-percentage-error-mape-what-you-need-to-know/> (дата звернення: 07.05.2026).
18. Root Mean Square Error. *ScienceDirect*. URL: <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/root-mean-square-error> (дата звернення: 07.05.2026).
19. Hillier F. S., Lieberman G. J. Introduction to Operations Research. 11th ed. : textbook. New York : McGraw-Hill, 2021. 1344 p. URL: <https://studylib.net/doc/28034130/frederick-hillier--gerald-lieberman---introduction-to-ope...?p=808> (дата звернення: 03.05.2026).
20. Економічний розмір замовлення. *Вікіпедія*. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Економічний_розмір_замовлення (дата звернення: 04.05.2026).

21. Управління асортиментом та запасами: повне керівництво. *Elbuz*. URL: <https://elbuz.com/ua/inventory-assortment-management-guide> (дата звернення: 10.05.2026).
22. Reorder Point (ROP) Formula: How to Calculate with Example. *Lineno*. URL: <https://www.lineno.co/blog/glossary/reorder-point> (дата звернення: 10.05.2026).
23. Еластичність попиту. *Вікіпедія*. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Еластичність_попиту (дата звернення: 10.05.2026).
24. Рентабельність інвестицій. *Вікіпедія*. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Рентабельність_інвестицій (дата звернення: 12.05.2026).
25. Період окупності проєкту. *Spar*. URL: <https://spar.ua/blogs/period-okupnosti-proektu> (дата звернення: 12.05.2026).
26. Досьє компанії товариство з обмеженою відповідальністю «Хенкель Україна». *Youcontrol*. Фінансові показники. URL: <https://youcontrol.com.ua/contractor/?year=2025&id=8983700&tb=financial-statements> (дата звернення: 29.04.2026).
27. Річна фінансова звітність. *Henkel*. URL: <https://www.henkel.ua/company/annual-financial-statement> (дата звернення: 29.04.2026).
28. Мазуренко М. С., Фартушний І. Д. Оптимальне керування величиною знижки на бренд фірмою роздрібною торгівлі. *Економічний вісник НТУУ «КПІ»*. 2022. № 23. С. 203–209. URL: <https://doi.org/10.20535/2307-5651.23.2022.264666> (дата звернення: 12.05.2026).
29. Зупинити «Ефект Батога»: 8 методів стабілізації ланцюга постачання. *SeaRates Blog*. URL: <https://www.searates.com/ua/blog/post/zupiniti-efekt-batoga-8-metodv-stablzac-lancyuga-postachannya> (дата звернення: 30.04.2026).
30. Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test. *Machine Learning Plus*. URL: <https://machinelearningplus.com/time-series/augmented-dickey-fuller-test/> (дата звернення: 14.05.2026).

31. Як оптимізувати складські запаси: ABC-XYZ аналіз простою мовою. *TVL*. URL: <https://www.tvl.net.ua/novyny/yak-optimizuvati-skladski-zapasi-abc-xyz-analiz-prostoyu-movoyu/> (дата звернення: 14.05.2026).
32. ETL process for business analyst. *ArtofBA*. URL: <https://www.artofba.com/post/etl-process-for-business-analyst> (дата звернення: 14.05.2026).
33. Мазуренко М.С., Фартушний І. Д. Інформаційна асиметрія в контексті інноваційного процесу. Моделювання та прогнозування економічних процесів: матеріали XVIII Міжнародної науково-практичної конференції, 5 грудня 2024 року. Київ: КІІ ім Ігоря Сікорського, Вид-во «Політехніка», 2024 С.274-276. URL: https://ecocyber.fmm.kpi.ua/wp-content/uploads/2025/05/mpep_XVIII_2024.pdf (дата звернення: 15.05.2026).
34. Fironov G. Software Developer Hourly Rate in 2026: Global Pricing Guide. *Talmatic*. URL: <https://talmatic.com/blog/trends/software-developer-hourly-pay/> (дата звернення: 18.05.2026).
35. Калькулятор погодинної ставки розробників в Україні. *Lemon.io*. URL: <https://lemon.io/rate-calculator/ukraine/> (дата звернення: 20.05.2026).
36. Top Software Developers in Ukraine. *Clutch*. URL: <https://clutch.co/developers/ukraine> (дата звернення: 22.05.2026).
37. Запаси, керовані постачальником. *Вікіпедія*. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Запаси_керовані_постачальником (дата звернення: 27.05.2026).
38. Ozminkowski R. Garbage In, Garbage Out. *Towards Data Science*. URL: <https://towardsdatascience.com/garbage-in-garbage-out-721b5b299bc1/> (дата звернення: 31.05.2026).

ДОДАТОК А

Баланс та Звіт про фінансові результати ТОВ «Хенкель Україна»

Таблиця А.1. – Баланс ТОВ «Хенкель Україна», у тис грн

	31 грудня 2021 року	31 грудня 2022 року	31 грудня 2023 року	31 грудня 2024 року	31 грудня 2025 року
1	2	3	4	5	6
Активи					
<i>Необоротні активи</i>					
Основні засоби	64 470	58 893	56 174	55 492	54 681
Активи з права користування	144 976	114 657	103 331	95 925	73 865
Нематеріальні активи	17 304	1 176	168	89	42
Інвестиції	2	2	2	2	2
Відстрочені податкові активи	17 395	24 321	30 596	21 476	35 963
Інша довгострокова дебіторська заборгованість	2 564	2 797	3 051	3 330	3 632
Всього необоротних активів	246 711	201 846	193 322	176 314	168 185
<i>Оборотні активи</i>					
Запаси	260 959	473 515	337 219	404 768	500 203
Торгова та інша дебіторська заборгованість	430 289	379 550	498 197	481 271	430 145
Аванси видані	22 069	311 026	55 422	54 927	23 554
Податки до відшкодування та передоплати з податків, окрім податку на прибуток	69	261	1 030	1 112	930
Грошові кошти та їх еквіваленти	475 513	483 783	2 234 718	2 866 553	3 338 788
Всього оборотних активів	1 188 899	1 648 135	3 126 586	3 808 631	4 293 620
Всього активів	1 435 610	1 849 981	3 319 908	3 984 945	4 461 805

Джерело: [26][27]

Продовження таблиці А.1.

1	2	3	4	5	6
Власний капітал та зобов'язання					
<i>Власний капітал</i>					
Статутний капітал	283 445	283 445	283 445	283 445	283 445
Нерозподілений прибуток	606 894	988 884	2 197 150	2 862 197	3 249 559
Всього власного капіталу	890 339	1 272 329	2 480 595	3 145 642	3 533 004
<i>Довгострокові зобов'язання</i>					
Зобов'язання з оренди	114 351	128 223	118 741	110 285	103 434
Інші зобов'язання	1 300	2 126	2 560	1 955	1 768
Всього довгострокових зобов'язань	115 651	130 349	121 301	112 240	105 202
<i>Короткострокові зобов'язання</i>					
Торгова та інша кредиторська заборгованість	272 469	235 916	397 186	481 692	505 255
Аванси, отримані від клієнтів	353	431	1 493	1 245	1 369
Резерви	114 105	157 076	194 104	151 698	199 248
Зобов'язання з оренди	14 786	12 552	18 022	20 985	25 669
Зобов'язання з податку на прибуток	12 618	35 026	60 343	16 987	54 332
Податки до сплати, окрім податку на прибуток	15 289	6 302	46 864	54 456	37 726
Всього короткострокових зобов'язань	429 620	447 303	718 012	727 063	823 599
Всього зобов'язань	545 271	577 652	839 313	839 303	928 801
Всього власного капіталу та зобов'язань	1 435 610	1 849 981	3 319 908	3 984 945	4 461 805

Продовження додатку А

Таблиця А.2. – Звіт про фінансові результати ТОВ «Хенкель Україна», у тис грн

	2021	2022	2023	2024	2025
Дохід від реалізації	3 181 219	3 390 105	4 505 199	4 581 503	4 844 104
Собівартість реалізації	-2 048 220	-2 079 958	-2 524 751	-2 489 045	-2 659 617
Валовий прибуток	1 132 999	1 310 147	1 980 448	2 092 458	2 184 487
Витрати на реалізацію та збут	-665 859	-300 068	-431 276	-934 989	-1 034 605
Загальні та адміністративні витрати	-144 877	-108 681	-119 483	-145 409	-197 625
Інші операційні доходи	70 749	631	0	4 646	0
Інші операційні витрати	-3 761	-17 872	-17 415	-9 825	-9 825
Чистий дохід (витрати) від курсових різниць	0	-81 269	-32 706	-2 190	-36 139
Операційний прибуток	389 251	802 888	1 379 568	1 004 691	906 293
Інші доходи	3 847	1 623	3 055	2 752	1 601
Інші витрати	0	-15 899	-820	0	0
Фінансові доходи	18 104	18 899	108 057	190 789	263 885
Фінансові витрати	-3 164	-4 753	-5 209	-8 562	-7 450
Чистий дохід (витрати) від курсових різниць	31 710	-32 250	-10 635	-4 909	-15 931
Прибуток до оподаткування	439 748	770 508	1 474 016	1 184 761	1 148 398
Витрати з податку на прибуток	-79 061	-142 311	-265 750	-213 213	-207 536
Прибуток за рік	360 687	628 197	1 208 266	971 548	940 862
Інший сукупний дохід					
Інший сукупний дохід після оподаткування	0	0	0	0	0
Сукупний дохід після оподаткування	360687	628197	1208266	971548	940862

Джерело: [26][27]

ДОДАТОК Б

Витяг із системи обліку відвантажень продукції з Центрального складу

Таблиця Б.1. – Витяг із системи обліку відвантажень продукції з Центрального складу за квітень 2026 року

Категорія	Період	Обсяг відвантажень (шт.)	Коментар
Laundry Additives	Тиждень 14 (01.04 - 07.04)	501 040	Базовий попит
Laundry Additives	Тиждень 15 (08.04 - 14.04)	961 997	Пік замовлень: Off-invoice знижка на товари
Laundry Additives	Тиждень 16 (15.04 - 21.04)	300 624	Пост-промо провал
Laundry Additives	Тиждень 17 (22.04 - 28.04)	644 538	Відновлення базового попиту
Beauty Care	Тиждень 14 (01.04 - 07.04)	618 025	Базовий попит
Beauty Care	Тиждень 15 (08.04 - 14.04)	663 660	Незначне коливання
Beauty Care	Тиждень 16 (15.04 - 21.04)	442 440	Базовий попит
Beauty Care	Тиждень 17 (22.04 - 28.04)	422 921	Базовий попит

Джерело: розраховано автором на основі даних підприємства

ДОДАТОК В

Python код для побудови графіків та розрахунку MAPE та RMSE для різних сценаріїв

Дані файлу «weekly_persil_data.xlsx» наведені у Додатку Г.

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from statsmodels.tsa.statespace.sarimax import SARIMAX
from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_percentage_error
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf, plot_pacf
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")

# завантаження даних
df = pd.read_excel('weekly_persil_data.xlsx')
df['Week'] = range(1, len(df) + 1)

# графік загальної динаміки
plt.figure(figsize=(14, 6))
plt.plot(df['Week'], df['Volume'], marker='o', linestyle='-', color='#1976D2', markersize=4,
linewidth=1.5)
plt.title('Історична динаміка обсягів відвантажень', fontsize=14, pad=15)
plt.xlabel('Період, тижні', fontsize=12)
plt.ylabel('Обсяг відвантажень, шт', fontsize=12)
plt.xticks(range(0, len(df), 4), df['Week'].iloc[:,4], rotation=45)
```

Продовження додатку В

```

plt.grid(True, linestyle='--', alpha=0.7)
plt.tight_layout()
plt.show()

# графік ACF/PACF
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))
# ACF
plot_acf(df['Volume'], lags=40, ax=axes[0], title="Автокореляційна функція ACF",
color="#D32F2F")
axes[0].set_xlabel("Ляг, тижні")
axes[0].set_ylabel("Коефіцієнт кореляції")
axes[0].grid(True, linestyle='--', alpha=0.6)
# PACF
plot_pacf(df['Volume'], lags=40, ax=axes[1], title="Часткова автокореляційна функція
PACF", color="#1976D2")
axes[1].set_xlabel("Ляг, тижні")
axes[1].set_ylabel("Коефіцієнт кореляції")
axes[1].grid(True, linestyle='--', alpha=0.6)
plt.tight_layout()
plt.show()

# побудова та прогноз різних моделей
data = pd.DataFrame({'Week': df['Week'], 'Volume': df['Volume']})
# маркер акції
threshold = data['Volume'].quantile(0.75)
data['Promo_Flag'] = (data['Volume'] >= threshold).astype(int)

```

Продовження додатку В

```
# лаги та ковзне середнє
data['Lag_1'] = data['Volume'].shift(1)
data['Lag_4'] = data['Volume'].shift(4)
data['Rolling_Mean_4'] = data['Volume'].rolling(window=4).mean()
# видаляю перші 4 порожні рядки -- лаг 4
data = data.dropna().reset_index(drop=True)

# розбиваю на train і test
test_size = 12
train = data.iloc[:-test_size]
test = data.iloc[-test_size:].copy()

# SMA
test['Baseline_Pred'] = test['Lag_1'].rolling(window=4, min_periods=1).mean()
test['Baseline_Pred'].fillna(train['Volume'].iloc[-4:].mean(), inplace=True)

# SARIMAX
sarimax_model = SARIMAX(train['Volume'],
                        exog=train['Promo_Flag'],
                        order=(1, 0, 0),
                        seasonal_order=(1, 0, 0, 4))
sarimax_fit = sarimax_model.fit(dispatch=False)
test['SARIMAX_Pred'] = sarimax_fit.predict(start=test.index[0], end=test.index[-1],
exog=test[['Promo_Flag']])

# XGBoost
```

Продовження додатку В

```

features = ['Promo_Flag', 'Lag_1', 'Lag_4', 'Rolling_Mean_4']
X_train, y_train = train[features], train['Volume']
X_test, y_test = test[features], test['Volume']
gb_model = GradientBoostingRegressor(n_estimators=100, learning_rate=0.1,
random_state=42)
gb_model.fit(X_train, y_train)
test['GB_Pred'] = gb_model.predict(X_test)

# виведення похибок
models = ['Baseline_Pred', 'SARIMAX_Pred', 'GB_Pred']
print("Результати для табл 2.6")
for model in models:
    rmse = np.sqrt(mean_squared_error(test['Volume'], test[model]))
    mape = mean_absolute_percentage_error(test['Volume'], test[model]) * 100
    print(f'{model}:\n RMSE = {rmse:.0f} шт. \n MAPE = {mape:.2f}%\n")

# графік впливу факторів
plt.figure(figsize=(10, 5))
importances = gb_model.feature_importances_
plt.bar(features, importances, color='#2E7D32')

plt.title('Рисунок 2.3 – Вплив причинно-наслідкових факторів на попит', fontsize=12)
plt.ylabel('Вага впливу (від 0 до 1)')
plt.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)
plt.tight_layout()
plt.show()

```

Продовження додатку В

```
# фінальний графік прогнозів
plt.figure(figsize=(14, 6))
plt.plot(test['Week'], test['Volume'], marker='o', label='Фактичні відвантаження (SAP)',
color='black', linewidth=2.5)
plt.plot(test['Week'], test['Baseline_Pred'], linestyle='--', label='Базовий прогноз (SMA)',
color='#757575', alpha=0.8)
plt.plot(test['Week'], test['SARIMAX_Pred'], linestyle='-.', label='Стохастичний прогноз
(SARIMAX)', color='#E65100')
plt.plot(test['Week'], test['GB_Pred'], marker='s', linestyle='-', label='Прогноз
градієнтного бустингу', color='#2E7D32', markersize=5)
plt.title('Рисунок 2.4 – Порівняльний аналіз прогнозних траєкторій моделей на
тестовій вибірці', fontsize=14, pad=15)
plt.xlabel('Контрольний період, тестові тижні', fontsize=12)
plt.ylabel('Обсяг відвантажень, шт.', fontsize=12)
plt.xticks(test['Week'])
plt.grid(True, linestyle='--', alpha=0.5)
plt.legend(fontsize=11, loc='upper left')
plt.tight_layout()
plt.show()
```

ДОДАТОК Г

Витяг із системи обліку відвантажень продукції з Центрального складу

Таблиця Г.1. – Витяг із системи обліку відвантажень продукції з Центрального складу з травня 2024 по квітень 2026 помісячно, дані файлу «weekly_persil_data.xlsx».

Week	Volume
1	2
Week 1	79 488
Week 2	142 712
Week 3	54 136
Week 4	84 589
Week 5	83 987
Week 6	151 211
Week 7	56 673
Week 8	87 380
Week 9	90 491
Week 10	162 060
Week 11	61 932
Week 12	92 233
Week 13	100 255
Week 14	179 756
Week 15	66 435
Week 16	104 897
Week 17	110 854
Week 18	206 904
Week 19	75 647
Week 20	115 693
Week 21	88 490
Week 22	164 563
Week 23	61 754
Week 24	94 672
Week 25	65 920
Week 26	117 305
Week 27	44 962
Week 28	68 990
Week 29	68 323
Week 30	124 042
Week 31	46 369

Продовження табл. Г.1

1	2
Week 32	72 338
Week 33	59 601
Week 34	105 586
Week 35	40 030
Week 36	61 834
Week 37	64 541
Week 38	118 607
Week 39	44 143
Week 40	67 602
Week 41	104 527
Week 42	187 405
Week 43	70 006
Week 44	106 957
Week 45	89 050
Week 46	159 920
Week 47	58 732
Week 48	89 795
Week 49	87 390
Week 50	161 090
Week 51	59 982
Week 52	91 503
Week 53	86 104
Week 54	154 632
Week 55	60 079
Week 56	89 028
Week 57	95 862
Week 58	172 226
Week 59	64 986
Week 60	101 199
Week 61	84 368
Week 62	150 207
Week 63	56 783
Week 64	87 679
Week 65	112 513
Week 66	210 165
Week 67	79 010
Week 68	121 752
Week 69	93 170
Week 70	170 656

Продовження табл. Г.1

1	2
Week 71	64 115
Week 72	98 287
Week 73	90 285
Week 74	162 116
Week 75	60 155
Week 76	92 414
Week 77	94 168
Week 78	170 968
Week 79	64 378
Week 80	100 365
Week 81	87 281
Week 82	153 115
Week 83	57 973
Week 84	89 987
Week 85	94 386
Week 86	170 868
Week 87	64 137
Week 88	99 791
Week 89	85 753
Week 90	159 120
Week 91	58 266
Week 92	91 170
Week 93	109 829
Week 94	200 991
Week 95	75 803
Week 96	116 711

Джерело: розраховано автором на основі даних підприємства